



Abschlussbericht

zum AG Turbo Verbundforschungsprojekt
COOREFLEX-turbo, Teilprojekt 1.3.6

Q3D Optimierung vielstufiger Verdichter in der Vorauslegung und Robuste Multidisziplinäre Schaufelauslegung

Dieter Bestle, Michael Lockan, Lennard Hartwig, Ivo Martin

Zuwendungsempfänger: Prof. Dr.-Ing. habil. Dieter Bestle
Techn. Mechanik und Fahrzeugdynamik

Industriepartner: Alstom Power GmbH
(jetzt General Electric)

Forschungsverbund: AG Turbo

Projektträger: PtJ Jülich, Forschungszentrum Jülich

Förderkennzeichen: 03ET7021J

Durchführungszeitraum: 1.9.2013-28.2.2017

Zuwendungsgeber: Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

***Das diesem Bericht zugrunde liegende Vorhaben wurde mit Mitteln des
Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie unter dem Förderkenn-
zeichen 03ET7021J gefördert.***

Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt beim Autor.

Cottbus, 3. Mai 2017

Brandenburgische Technische Universität Cottbus-Senftenberg
IKMZ-Universitätsbibliothek
2017
ISBN 978-3-940471-30-7

Inhaltsverzeichnis

1	Zusammenfassende Darstellung des Forschungsprojekts.....	2
1.1	Aufgabenstellung	2
1.2	Wissenschaftlicher und technischer Ausgangspunkt	2
1.3	Planung und Ablauf des Vorhabens	4
1.4	Zusammenarbeit mit anderen Stellen	4
2	Eingehende Darstellung der Projektergebnisse.....	5
2.1	Multidisziplinärer Verdichterentwurfsprozess (AP 1 und AP 2)	5
2.2	AP 1 – Q3D Optimierung vielstufiger Verdichter in der Vorauslegung	14
2.3	AP 2 – Robuste Multidisziplinäre Schaufelauslegung	23
3	Veröffentlichungen im Rahmen des Forschungsvorhabens.....	32
3.1	Zeitschriftenbeitrag	32
3.2	Beiträge zu Tagungsbänden	32

1 Zusammenfassende Darstellung des Forschungsprojekts

Das beschriebene Forschungsvorhaben ist ein Teilvorhaben des von der AG-Turbo koordinierten Verbundforschungsprojekts COOREFLEX-turbo. Das Teilvorhaben 1.3.6 wurde je zur Hälfte von der Alstom Power GmbH (jetzt General Electric) und vom Ministerium für Wirtschaft und Technologie (Förderkennzeichen 03ET7021J) gefördert.

1.1 Aufgabenstellung

Ziel des geplanten Forschungsvorhabens war die Automatisierung eines bislang manuell und sequenziell ausgeführten Entwicklungsprozesses für den Verdichter einer stationären Gasturbine beim Industriepartner Alstom. In der industriellen Praxis beginnt die Entwicklung eines neuen Verdichters aufgrund der hohen Systemkomplexität typischerweise mit einfachen, eindimensional mittelnden Modellen, mit denen bereits grundsätzliche Festlegungen getroffen werden können, und setzt sich über zweidimensionale Strömungsbetrachtungen fort bis hin zu dreidimensionalen CFD- und FE-Rechnungen. Dies erfordert den Einsatz unterschiedlicher Experten aus verschiedenen Disziplinen der Aerodynamik, Strukturmechanik und Konstruktion, und ist verbunden mit einem hohen Aufwand an manuellem Datenaustausch zwischen den einzelnen Analyseprogrammen sowie einer Abstimmung zwischen den unterschiedlichen Auslegungszielen. Dabei steht die Optimierung hinsichtlich eines Ziels häufig im Widerspruch zu anderen Auslegungszielen, und selbst wenn ein jeder für sich das Optimum in seiner Disziplin finden würde, wäre die Gesamtlösung ohne Berücksichtigung der Interaktionen nur sub-optimal.

Ziel des Forschungsvorhabens war daher, dieses herkömmliche, manuelle Vorgehen durch einen automatisierten Entwurfsprozess zu ersetzen, der verschiedene Analysewerkzeuge und Optimierungsziele in einen übergeordneten Optimierungsprozess integriert, um eine insgesamt optimale Auslegung zu erreichen. Dieser Prozess sollte durch Einsatz eines Mehrkriterien-Optimierungskonzepts der Widersprüchlichkeit unterschiedlicher Ziele Rechnung tragen. Am Ende sollten ein Beispielprozess und Methoden stehen, die den Experten in seinen Entscheidungen disziplinübergreifend unterstützen, um der starken Kopplung von aerodynamischen, strukturmechanischen und konstruktiven Auslegungskriterien gerecht zu werden.

1.2 Wissenschaftlicher und technischer Ausgangspunkt

Im Laufe der vorangegangenen LuFo 3-VIT Forschungsprojekte (2003-2015) des Lehrstuhls konnte bereits gezeigt werden, dass man mit Prozessintegrationswerkzeugen wie *Isight* sehr unterschiedliche Analyseprogramme zu einem integrierten

Evaluationsprozess verknüpfen kann, der sich dann im Rahmen einer Optimierungsschleife verwenden lässt. Zudem wurden geeignete Mehrkriterienoptimierungsstrategien und Algorithmen identifiziert, mit denen eine effiziente Optimierung auch komplexer Problemstellungen durchführbar ist. Des Weiteren wurden in einer Masterarbeit und einem gemeinsamen Forschungsprojekt mit Alstom (2009-2013) bereits ein Entwurfsprozess für die Schaufelfuß-Rotornut-Verbindung sowie für Lean und Tilt von Verdichterschaukeln zur Reduzierung der Spannungen im Fußbereich entwickelt.

Für die Realisierung der aktuellen Forschungsziele konnte auf diese bereits existente Entwurfsprozesse für Verdichter von Flugtriebwerken zurückgegriffen werden, die allerdings für die Anwendung auf vielstufige Verdichter von stationären Gasturbinen modifiziert werden mussten. Für Verdichter von Flugtriebwerken wurden im Rahmen von VIT 1 (2003-2007) und VIT 2 (2007-2010) automatisierte Auslegungsprozesse mit unterschiedlichem Detaillierungsgrad erstellt und in VIT 3 (2010-2015) zu einem aerodynamischen Gesamtauslegungsprozess vernetzt. Eine Anwendung dieser Prozesse auf die stationäre Gasturbine zeigte jedoch, dass die verwendete 2D-Strömungsbewertung für die Optimierung der Schaufelprofile nicht ausreichend ist und 3D-CFD Verfahren eingebunden werden müssen. Des Weiteren zeigte sich die Notwendigkeit, Ergebnisse von Prozessen mit hohem Detailgrad so früh wie möglich in den Auslegungsprozess zu integrieren.

Die oben erwähnten Prozesse für die strukturelle Optimierung von Verdichterschaukeln von Flugtriebwerken (VIT 1 und VIT 2) sowie für Rotornuten von stationären Gasturbinen (Alstom-Projekt) konnten für dieses Forschungsvorhaben in der bestehenden Form ebenfalls nicht genutzt werden. Zum einen wurde die Einbindung der bestehenden Entwicklungsumgebung des Industriepartners Alstom gefordert, zum anderen sind die Optimierungsziele durch den Betrieb stationärer Gasturbinen in einem sehr engen Drehzahlbereich andere als im Triebwerksbereich. So sollten für Lebensdaueranalysen insbesondere automatisierte Verfahren zur sicheren Identifizierung von Schaufeleigenformen für die modenspezifische Risikobewertung entwickelt werden.

Eine Verknüpfung von aero- und strukturdynamischen Kriterien in einem multidisziplinären Optimierungsprozess wurde in den VIT-Projekten zwar beispielhaft gezeigt, jedoch nicht in dem Umfang, wie er im vorliegenden Forschungsvorhaben gefordert wurde. Weiterhin sollten die quasi-3D Strömungsberechnungen durch echte 3D-CFD Analysen ersetzt werden. Um trotz der dadurch erhöhten Rechenzeiten eine effiziente Auslegung zu gewährleisten, mussten entsprechende Strategien zur Parallelisierung und Beschleunigung durch Antwortflächen umgesetzt werden.

1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Der am 8.3.2013 gestellte Antrag zum AG Turbo Verbundforschungsprojekt COOREFLEX-turbo, Teilantrag 1.3.6, wurde mit dem Zuwendungsbescheid vom 30.8.2013 positiv beschieden. Dem Antrag vom 4.4.2016 auf kostenneutrale Projektverlängerung wurde am 22.4.2016 stattgegeben, um bereits erzielte Ergebnisse gründlicher untersuchen sowie die bereits entwickelten Entwurfsprozesse abschließend validieren zu können. Damit war der genehmigte Durchführungszeitraum des Vorhabens vom 1.9.2013 bis 28.2.2017. Durch die erwähnte kostenneutrale Verlängerung konnten die Projektziele vollständig erreicht werden.

Das Forschungsvorhaben wurde entsprechend des Antrags in zwei Arbeitspakete AP 1 und AP 2 aufgeteilt, welche jeweils von einem wissenschaftlichen Mitarbeiter bearbeitet wurden. Das erste Arbeitspaket war stärker den aerodynamischen Gesichtspunkten der Verdichterauslegung gewidmet, während das zweite Arbeitspaket strukturelle Kriterien als Schwerpunkt hatte. Allerdings war die Zusammenarbeit ein wichtiges Ziel des Forschungsvorhabens, um am Ende einen gekoppelten Auslegungsprozess zu realisieren.

1.4 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Das Forschungsprojekt wurde in enger Zusammenarbeit mit dem Industriepartner Alstom (später General Electric) definiert und bearbeitet. Dank dieser Kooperation konnte jedem Projektmitarbeiter an der BTU ein industrieller Betreuer zugeordnet werden. Dadurch konnten die Doktoranden an der BTU intensiv Lösungen für die komplexen Aufgabenstellungen erarbeiten und gleichzeitig die entsprechenden industriellen Belange und Herausforderungen kennenlernen. Somit konnte sichergestellt werden, dass die an der BTU entwickelten Methoden und Prozesse direkt in die praktische Anwendung beim Industriepartner einfließen können. Ebenfalls entscheidend zum Erfolg des Forschungsvorhabens beigetragen haben die regelmäßigen Präsentationen der aktuellen Projektfortschritte beim Industriepartner. Aus diesem Grund bedanken wir uns bei allen beteiligten Betreuern des Industriepartners für die intensive und fruchtbare Unterstützung. Besonderer Dank gilt dabei Herrn Michael Lötzerich, welcher als Projektleiter seitens des Industriepartners uns alle notwendige Unterstützung zukommen ließ.

2 Eingehende Darstellung der Projektergebnisse

In den folgenden Abschnitten wird zunächst der gekoppelte Aero-Struktur-Optimierungsprozess in seiner Gesamtheit dargestellt, bevor anschließend auf Details zu den Teilprozessen eingegangen wird, die teilweise gemeinsam und teilweise in den einzelnen Arbeitspaketen erarbeitet wurden.

2.1 Multidisziplinärer Verdichterentwurfsprozess (AP 1 und AP 2)

Der realisierte Verdichterentwurfsprozess ist eine Verkettung sukzessiver Teilprozesse welche verschiedene Analysemodelle mit zunehmender Komplexität umfassen (Abb. 1). Der Entwurf beginnt mit einer eindimensionalen Betrachtung der Strömung entlang des Mittelschnitts (Meanline) und führt anschließend zu einer radialen Erweiterung der Ergebnisse der Mittelschnittrechnung im Throughflow-Prozess. Beide Teilschritte wurden in einem gemeinsamen Auslegungsprozess gekoppelt. Nach Abschluss dieser Optimierung sind die Ringraumgeometrie sowie die aerodynamischen Ein- und Austrittsbedingungen der Stufen festgelegt. Der anschließende AutoBlading-Prozess generiert initiale dreidimensionale Schaufelentwürfe, welche zunächst

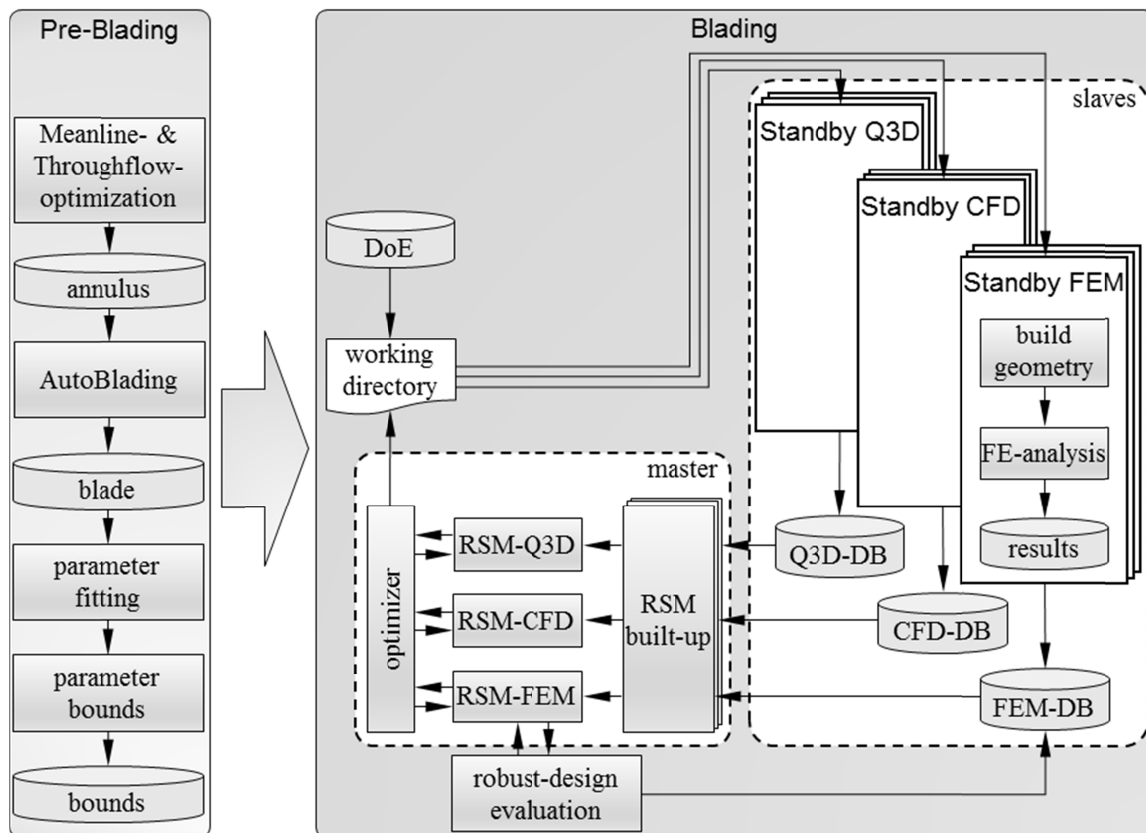


Abb. 1: Generischer, gekoppelter Optimierungsprozess bestehend aus der Festlegung der wesentlichen Strömungs- und Geometriegrößen (Pre-Blading) sowie der Schaufeloptimierung (Blading)

in ein Parametermodell überführt werden (Abschnitt 2.1.2) und anschließend in einem gekoppelten Aero-Struktur-Prozess optimiert werden (Abschnitt 2.1.3). Eine Vernetzung dieser einzelnen Auslegungsprozesse bis hin zur Optimierung der Schaufelgeometrien anhand von 2D- und 3D-Strömungsauswertungen und unter Einbeziehung einer Struktur- und Eigenformanalyse wurde ebenfalls realisiert.

2.1.1 Geometriemodell der Verdichterschaufel

Das für dieses Projekt verwendete Schaufelgeometriemodell basiert auf dem von Alstom verwendeten Geometriemodell, bei dem eine Schaufel auf 21 Sektionen definiert wird, Abb. 2a, und die Zwischenbereiche durch Interpolation mittels kubischer Polynome aufgefüllt werden. Auf jeder der 21 Sektionen wird die Schaufelgeometrie auf einer \tilde{x} - $\tilde{r}\theta$ -Fläche mit konstantem mittleren Radius

$$\tilde{r} = \frac{\bar{r} - \bar{r}^{Hub}}{\bar{r}^{Tip} - \bar{r}^{Hub}} \quad \text{mit} \quad \bar{r} = \frac{r_L + r_T}{2}, \quad \bar{r}^{Hub,Tip} = \frac{r_L^{Hub,Tip} + r_T^{Hub,Tip}}{2} \quad (2.1)$$

mittels der Stromlinienradien r_L an Vorder- und r_T an Hinterkante definiert, wobei der Radius zusätzlich über die mittleren Radien an Nabe \bar{r}^{Hub} und Gehäuse \bar{r}^{Tip} dimensionslos gemacht wird ($\tilde{r} \in [0,1]$). Die Schaufel wird innerhalb dieser Fläche über folgende Größen beschrieben (Abb. 2b): den Metallwinkel $\beta_L(\tilde{r})$ am Ein- und $\beta_T(\tilde{r})$ am Austritt, die maximale Dicke $t_{max}(\tilde{r})$, die Sehnenlänge $c_{max}(\tilde{r})$, die Stelle $\tilde{c}^*(\tilde{r})$ der maximalen Schaufeldicke, den Vorder- $R_L(\tilde{r})$ und Hinterkantenradius $R_T(\tilde{r})$, die Verschiebung in Axial- $\tilde{x}_S(\tilde{r})$ und Umfangsrichtung $\theta_S(\tilde{r})$ sowie die dimensionslose Dicke

$$\tilde{t}(\tilde{r}, \tilde{c}) = \begin{cases} \frac{t(\tilde{r}, \tilde{c}) - R_L(\tilde{r})}{t_{max}(\tilde{r}) - R_L(\tilde{r})} & \text{für } 0 \leq \tilde{c} \leq \tilde{c}^* \\ \frac{t(\tilde{r}, \tilde{c}) - R_T(\tilde{r})}{t_{max}(\tilde{r}) - R_T(\tilde{r})} & \text{für } \tilde{c}^* \leq \tilde{c} \leq 1 \end{cases} \quad \text{mit } \tilde{c} = \frac{c}{c_{max}} \quad (2.2)$$

und Winkelverteilung

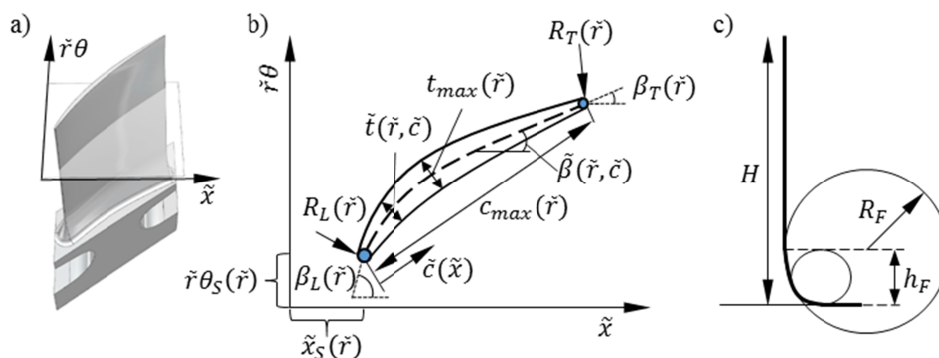


Abb. 2: Sektionsschnitt einer Schaufel (a) sowie Geometriemodelle für Sektion (b) und Übergang von Schaufel zu Schaufelfuß (c)

$$\tilde{\beta}(\tilde{r}, \tilde{c}) = \frac{\beta(\tilde{r}, \tilde{c}) - \beta_L(\tilde{r})}{\beta_T(\tilde{r}) - \beta_L(\tilde{r})} \quad (2.3)$$

Der Übergang von Schaufel zu Schaufelfuß mit gleichmäßigem Fillet wird durch zwei Kreisabschnitte mit Hilfe von Schaufelfußradius R_F und Anschlusshöhe h_F definiert (siehe Abb. 2c).

2.1.2 Parametrisierung der Verdichterschaufel

Das Schaufelparametermodell hat die Aufgabe, das Geometriemodell auf so wenige Entwurfparameter \mathbf{p} zu reduzieren, wie zu deren eindeutiger Beschreibung notwendig sind, um den Optimierungsaufwand zu begrenzen. Das für dieses Projekt verwendete Parametermodell basiert auf der Parametrisierung von Dutta [1] und Flassig [2], bei der die Verteilungen von t_{max} , β_L , β_T , R_L , R_T , \tilde{x}_S und θ_S , welche nur von der radialen Höhe \tilde{r} abhängen, entsprechend Abb. 3a durch Bézier-Kurven (Piegl et. al. [3]) beschrieben werden. Die Sehnenlänge c_{max} wird beim Blading hingegen nicht variiert, weil die Stufenaufteilung aus dem Meanline-Throughflow-Optimierungsprozess vom Schaufeloptimierungsprozess eingehalten werden muss.

Die Winkel- und Dickenverteilungen werden entsprechend Dutta [1] über eine Bézier-Fläche (Abb. 3b) bzw. B-Spline-Fläche (Abb. 3c) approximiert. Um der Entwurfskomplexität der Referenzentwürfe von Alstom Rechnung tragen zu können, werden allerdings die Kontrollpunkte der Dickenverteilung unmittelbar neben dem Maximum in \tilde{r} -Richtung nicht wie bei Dutta äquidistant angeordnet, sondern sind individuell positioniert (Abb. 3c).

Entgegen der Differenzapproximation von Dutta und Flassig werden hier maximale Dicke und Metallwinkel nicht auf einen Referenzentwurf bezogen, sondern sind entsprechend Gl. (2.2) und (2.3) absolut positionierbar. Der Grund ist, dass ansonsten die möglichen Verläufe der Schaufelparameter zu stark von den Verläufen der verwendeten Referenzschaufeln abhängen würden. Die Methode der Differenzapproximation wurde ursprünglich entwickelt, damit Designvorschläge der Optimierung möglichst nah am Referenzentwurf bleiben und keine unrealistischen Entwürfe entstehen.

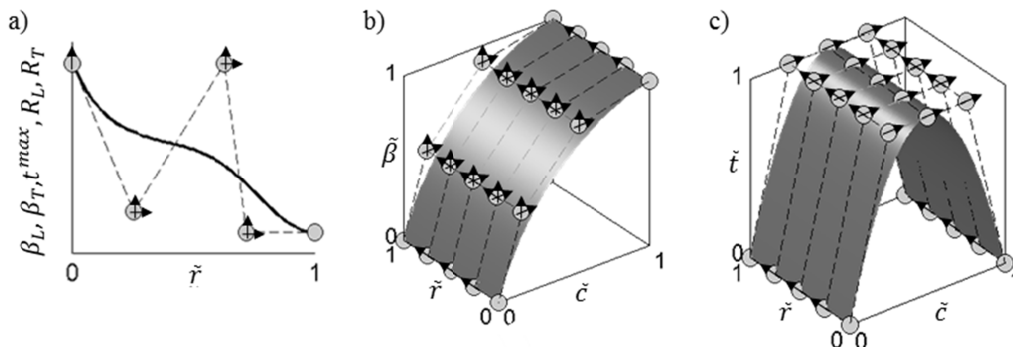


Abb. 3: Freiheitsgrade der Kontrollpunkte (Entwurfparameter) für a) Bézier-Kurven, b) Bézierfläche und c) B-Spline Fläche

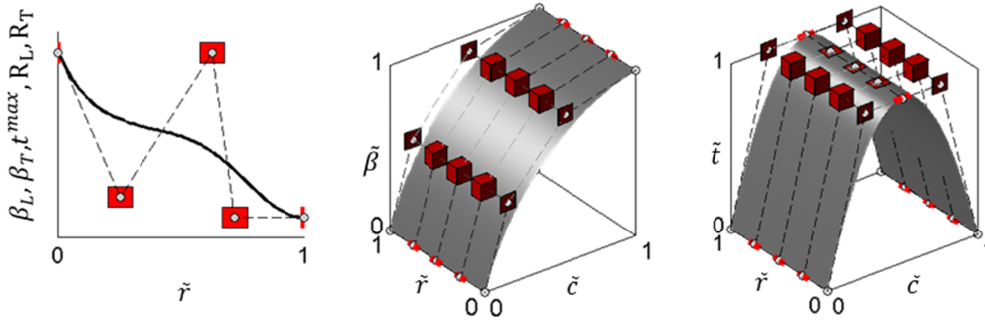


Abb. 4: Beispielhafte Optimierungsgrenzen der Kontrollpunkte

Eine ähnliche Einschränkung des Entwurfsraums wird hier dadurch erreicht, dass zunächst die Referenzschaufel gefittet wird und anschließend Grenzen um die Kontrollpunkte gelegt werden (Abb. 4).

2.1.3 Multidisziplinärer Schaufeloptimierungsprozess

Bei der Schaufeloptimierung wird eine dreidimensionale Schaufelgeometrie durch die im vorherigen Abschnitt erläuterten Entwurfparameter \mathbf{p} beschrieben. Für die aerodynamische Auswertung der Schaufel wird die Strömung sowohl im Betriebspunkt (Designpunkt DP) als auch in zwei Offdesign-Betriebspunkten (OD) mit positiver und negativer Inzidenz analysiert. Die Verluste der Offdesignpunkte werden zum Offdesign-Verlust ω_{OD} zusammengefasst und bilden neben dem Verlust ω_{DP} im Designpunkt ein zweites Optimierungskriterium. Zusätzlich gibt es noch eine Reihe von aerodynamischen Nebenbedingungen $\mathbf{h}_{Q3D} \leq \mathbf{0}$, die eingehalten werden müssen. Dadurch ergibt sich zunächst das aerodynamische Optimierungsproblem

$$\min_{\mathbf{p} \in P} \begin{bmatrix} \omega_{DP} \\ \omega_{OD} \end{bmatrix} \quad \text{mit} \quad P = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbb{R}^{45} \mid \mathbf{p}^l \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}^u, \mathbf{h}_{Q3D}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0} \right\}. \quad (2.4)$$

Die Geometrie von Verdichterschaufeln muss jedoch neben hohen aerodynamischen auch strukturdynamischen Anforderungen genügen. Daher wurde dieses Problem für einen gekoppelten Aero-Struktur-Auslegungsprozess um zusätzliche Nebenbedingungen $\mathbf{h}_{FEM} \leq \mathbf{0}$ erweitert, die aus einer FE-Rechnung kommen:

$$\min_{\mathbf{p} \in P} \begin{bmatrix} \omega_{DP} \\ \omega_{OD} \end{bmatrix} \quad \text{mit} \quad P = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbb{R}^{45} \mid \mathbf{p}^l \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}^u, \mathbf{h}_{Q3D}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{h}_{FEM}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0} \right\}. \quad (2.5)$$

Das Lösen dieses Problems in einem gemeinsamen Prozess mit paralleler Berechnung der Nebenbedingungen aus beiden Welten und mit dem genetischen Algorithmus AMGA funktionierte zwar, musste jedoch aufgrund nicht absehbarer Konvergenz der Optimierung nach 6 Tagen Rechenzeit abgebrochen werden. Wesentliches Problem war, dass die Strömungsberechnung (zunächst quasi-3D-Berechnung) etwa um den Faktor 20 schneller ist als die FE-Berechnung und daher 95% der Zeit inaktiv

war. Daher bremste die explizite FE-Analyse die Gesamtoptimierung aus, obwohl sie lediglich als Nebenbedingung Einfluss nimmt.

Ein besserer Ansatz ist die Entkopplung der beiden Teilprozesse unter Beibehaltung der Parallelität. Dies lässt sich mit Hilfe von Ersatzmodellen realisieren. Die Grundidee der neu entwickelten, generischen Optimierungsstrategie ist eine gemeinsame Optimierung mit Hilfe von Ersatzmodellen in einem Master-Prozess, wobei das Berechnen der Stützstellen und potenziellen optimalen Designs von unabhängigen Slave-Prozessen durchgeführt wird. Die gesamte Prozesskette ist in Abb. 1 am Beispiel einer gekoppelten Q3D-CFD-FEM-Schaufeloptimierung dargestellt. Im Folgenden wird zunächst ein gekoppelter Q3D-FEM Prozess beschrieben und später um die CFD-Komponente erweitert.

Für den Aufbau eines Ersatzmodells werden Stützstellen benötigt. Die Startpopulation für den Aufbau eines initialen Ersatzmodells wird mittels einer Latin-Hypercube DoE erzeugt und in ein gemeinsames Arbeitsverzeichnis (working directory) geschrieben. Anschließend werden diese Entwürfe in eigenständigen Slave-Prozessen (Q3D und FEM) analysiert und die Ergebnisse in zwei verschiedene Datenbanken (DB) geschrieben. Dabei laufen die Unterprozesse getrennt und unabhängig voneinander, so dass sie in gleicher Zeit unterschiedlich viele Entwürfe bewerten können, wobei keine Wartezeiten entstehen. Die Evaluation der initialen Population wird abgebrochen, wenn entweder alle FEM- und Q3D-Individuen berechnet wurden oder eine maximal vorgegebene Zeit erreicht ist. Durch diese Entkopplung der beiden Analysen können mehr aerodynamische Analysen durchgeführt und dadurch die aerodynamischen Gütefunktionen gezielter optimiert werden, während die geringe Anzahl der FE-Analysen trotzdem den zulässigen Entwurfsraum mit beeinflussen kann.

Aus den Ergebnissen in den zwei Datenbanken werden anschließend jeweils Ersatzmodelle (RSM) für die Approximation der Q3D- und FEM-Responses erstellt. Das Optimierungsproblem wird dann auf den zwei Antwortflächen mit einem genetischen Algorithmus gelöst. Das Optimierungsproblem ist dasselbe wie in Gl. (2.5) dargestellt, statt der abgeschätzten 30 Tage für den Gesamtprozess benötigt die Optimierung unter Zuhilfenahme der initialen Ersatzmodelle nun etwa nur eine Stunde. Daraus ergibt sich eine Front an nicht-dominierten Kompromisslösungen, die nach dieser ersten Iteration (nur mit den Stützstellen aus der DoE) im Allgemeinen alle ungültig sind und das Nachrechnen mit den Analyseprogrammen abweichende Ergebnisse liefert. Dies liegt u.a. daran, dass die Ersatzmodelle anfänglich noch recht grob sind. Um die Genauigkeit der Ersatzmodelle zu verbessern, müssen nun weitere Entwürfe ausgewählt und nachgerechnet werden sowie als zusätzliche Stützstellen in die Datenbanken geschrieben werden.

Der Hauptprozess (master) schreibt zu diesem Zweck nach dem Durchlaufen der Optimierung eine Liste mit potenziell optimalen Designs in das oben bereits erwähnte gemeinsame Arbeitsverzeichnis, aus dem die vom Hauptprozess abgekoppelten Unterprozesse (slaves) jeweils die neuesten vom Hauptprozess vorgeschlagenen Designs (das neueste Design wird zuerst gerechnet) greifen und die Datenbasen ergänzen. Die Slave-Prozesse sind permanent in einer Art "Standby-Modus" und warten darauf, vom Hauptprozess mit neuen Designs versorgt zu werden.

Der Master-Prozess und die Slave-Prozesse für den Aufbau der Kriging-Modelle laufen jeweils auf einem eigenen Rechenknoten des Lehrstuhl-eigenen Clusters. Durch die Anschaffung neuer Abaqus-Lizenzen aus Haushaltsmitteln des Lehrstuhls konnten die FE-Berechnungen ebenfalls parallelisiert werden.

Bei einer Optimierung bezüglich der in Gl. (2.5) dargestellten Optimierungsziele ergibt sich eine Pareto-Front mit recht ähnlichen Designs. Die gefundenen Optima liegen dicht beieinander im selben lokalen Optimum, so dass die Ersatzmodelle durch das Nachrechnen all dieser Designs lediglich lokal verfeinert würden. Dieses Verhalten wäre unproblematisch, wenn die initiale DoE den Parameterraum bereits so gut abgedeckt hätte, dass alle lokalen Minima erkannt worden wären und nur noch das globale Optimum feiner aufgelöst werden müsste. Dies ist bei einem 45-dimensionalen Parameterraum mit lediglich einigen tausend Stützstellen jedoch nicht gegeben. Daher musste ein Mechanismus gefunden werden, der es erlaubt, sowohl die potenziell optimalen Lösungen nachzurechnen, als auch die Ersatzmodelle global zu verbessern, um evtl. vorhandene weitere lokale Minima aufzudecken.

Es ist bekannt, dass die Modellunsicherheit mit dem Abstand zu den vorhandenen Stützstellen zunimmt. Aus diesem Grund wurde ein Distanzkriterium Δp eingeführt, welches als drittes Optimierungskriterium maximiert werden soll. Dieses dritte Optimierungskriterium sorgt dafür, dass weitere Stützstellen an den Stellen im Entwurfsraum eingefügt werden, an denen der Abstand zu bereits gerechneten Punkten maximal ist (ähnlich einer Space-Filling Methode), gleichzeitig aber an diesen Stellen eine Minimierung der beiden anderen Optimierungskriterien zu erwarten ist. Das gegenüber (2.5) modifizierte Optimierungsproblem lautet

$$\min_{\mathbf{p} \in P} \begin{bmatrix} \omega_{DP} \\ \omega_{OD} \\ -\Delta p \end{bmatrix} \quad \text{mit} \quad P = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbb{R}^{45} \mid \mathbf{p}^l \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}^u, \mathbf{h}_{Q3D}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{h}_{FEM}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0} \right\}. \quad (2.6)$$

Eine 2D-Projektion der normierten 3D-Pareto-Front ist in Abb. 5a dargestellt. Aus dieser Pareto-Front werden z.B. vier Designs ausgewählt, um von den Slave-Prozessen nachgerechnet zu werden (grüne Punkte). Da die Slave-Prozesse die neuen Designs in absteigender Reihenfolge abarbeiten, werden die Designs aus der Pareto-Front in aufsteigender Richtung bzgl. des Distanzkriteriums herausgeschrie-

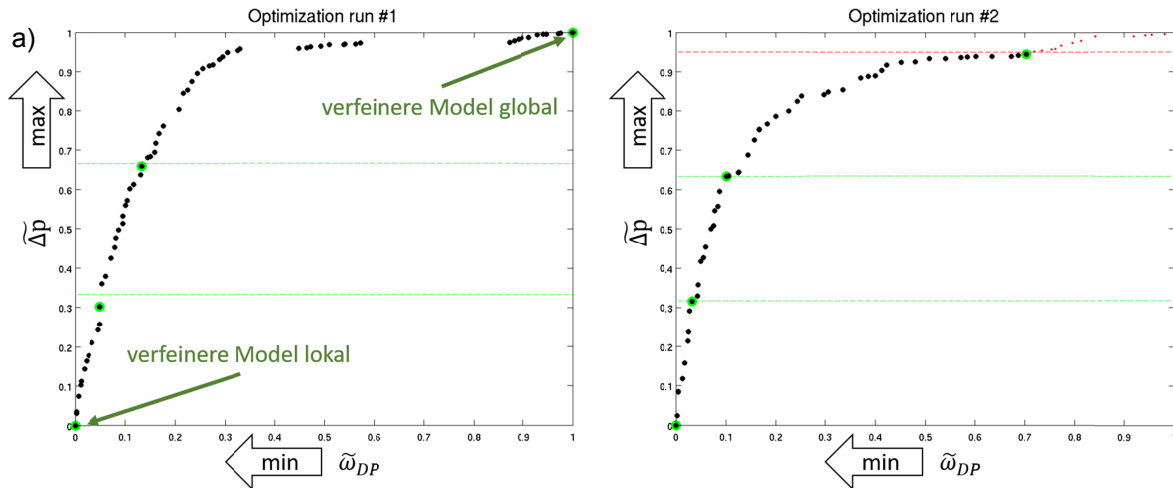


Abb. 5: Normierte Pareto Front mit a) der Auswahl von vier äquidistanten Designs für die Nachrechnung durch die Slave-Prozesse sowie b) mit abgesenkter oberer Grenze des Distanzkriteriums

ben, so dass das erste Design, welches von den Slave-Prozessen berechnet wird, das Design mit dem größten Abstand zu bereits berechneten Punkten ist (globale Modellverbesserung). Der Q3D-Prozess ist schnell genug, um den kompletten Satz an Designs durchzurechnen, bevor die nächsten vier Designs geschrieben werden. Der FEM-Prozess dagegen kann lediglich ein Design aus jedem zweiten bis dritten Satz berechnen. Damit der FEM-Prozess nicht jedes Mal das Design mit größtem Δp berechnet, wird die obere Grenze des Distanzkriteriums im Laufe der Optimierung immer weiter gesenkt und somit der Fokus von einer globalen Modellverbesserung in Richtung einer lokalen Verbesserung verschoben, Abb. 5b.

Die beschriebene Methode ist generisch und kann leicht auf beliebig viele Analyseaspekte erweitert werden. So wurde nach einer erfolgreichen Lösung des beschriebenen Optimierungsproblems zusätzlich das Stacking für eine 3D-Formgebung der Schaufel berücksichtigt und eine 3D-Strömungsberechnung mittels HYDRA als dritte Disziplin hinzugefügt. Die Anzahl der freien Entwurfparameter erhöht sich dadurch von 45 auf 57. Die Berücksichtigung des Stackings macht eine 3D-Strömungslösung unumgänglich, da die Q3D-Berechnung die daraus resultierenden Effekte nicht abbilden kann. Da die 3D-Formgebung jedoch massiven Einfluss auf die Struktur und auf das Eigenschwingverhalten der Schaufeln hat, würde der Prozess zur Einhaltung der Strukturnebenbedingungen die Schaufel in Richtung aerodynamisch ungünstige Designs verschieben. Das neue Optimierungsproblem unter Berücksichtigung aller drei Disziplinen und dem Totaldruckverlust ΔP (ersetzt ω_{DP}) aus der 3D-CFD als Optimierungskriterium lautet nun

$$\min_{\mathbf{p} \in P} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \omega_{OD} \\ -\Delta p \end{bmatrix} \text{ mit } P = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbb{R}^{57} \mid \mathbf{p}^l \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}^u, \mathbf{h}_{Q3D}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{h}_{FEM}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{h}_{CFD}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0} \right\}. \quad (2.7)$$

Details zu der 3D-Strömungsberechnung und den dadurch hinzugekommenen Nebenbedingungen sind im Abschnitt 2.2.5 dargestellt.

2.1.4 Dimensionsreduzierte Ersatzmodelle

Zur Verbesserung der Genauigkeit und Geschwindigkeit der eingesetzten Kriging-Ersatzmodelle, welche im Rahmen des multidisziplinären Schaufeloptimierungsprozesses benötigt werden, wurde ein auf Partial-Least-Squares-Regression (PLSR) basierender modifizierter Kriging-Kernel

$$Z(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \sigma) = \sigma^2 \exp \left(\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^{d_X} -\theta_l \left| w_{j,l} (x_j - x_j^s) \right|^2 \right) \quad (2.8)$$

verwendet [4]. Die einzelnen Komponenten $\mathbf{w}_j \in \mathbb{R}^L$ ermitteln sich aus der Lösung des Eigenwertproblems [5]

$$\mathbf{X}^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{X} \mathbf{w}_j = \lambda \mathbf{w}_j \quad (2.9)$$

mit der Matrix der Originaldaten $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times d_X}$ und den zugehörigen Funktionswerten $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N \times d_Y}$. Die Anzahl der benötigten Hauptkomponenten L wird über eine anschließende Kreuzvalidierung bestimmt [6]. In dieser Formulierung müssen dann lediglich $L \ll d_X$ Hyperparameter θ_l in Gleichung (2.8) optimiert werden, wodurch der Kriging Modellaufbau wesentlich beschleunigt wird. Dieses Vorgehen wurde in die Matlab Toolbox DACE als DACE-KPLS Algorithmus implementiert.

Die KPLS wird während des Modellaufbaus für jeden Output in \mathbf{Y} separat durchgeführt, so dass jeder Vektor \mathbf{y}_k mit möglichst wenigen Hauptkomponenten ausreichend gut approximiert wird. Die Schnittstelle des Kriging-Modells zum Rest der Optimierungsstruktur bleibt dabei unverändert, so dass das eigentliche Optimierungsproblem im ursprünglichen Koordinatensystem durchgeführt wird und von der internen Dimensionsreduzierung noch nicht profitiert. Aus diesem Grund wurde zusätzlich untersucht, inwiefern sich eine Koordinatentransformation mittels PLSR auf die Originaldaten noch vor Erstellung des Ersatzmodells auswirkt (PLS-DACE), sowie eine Kombination beider Methoden (PLS-DACE-KPLS). Die drei PLS-Methoden und die Referenzmethode DACE im Original wurden anhand mehrerer analytischer Testfunktionen verglichen, wobei sich zeigte, dass sämtliche PLS-Methoden schneller sind als das Original. Insbesondere die Kombination war am effizientesten, allerdings leidet die Genauigkeit bei hochdimensionalen Entwurfsräumen. Anschließend wurde das Vorgehen auf die gekoppelte Q3D, FEM und 3D-CFD Schaufeloptimierung übertragen. Wie aus Tabelle 1 ersichtlich ist, sind alle drei PLS-Methoden auch hier schneller als die Referenzmethode ohne Dimensionsreduktion. Für jede Methode wurden aus der Pareto-Front 22 Punkte äquidistant ausgewählt. Bei einem Nachrechnen dieser Punkte mit den ursprünglichen Analyseprogrammen aus den drei

Tab. 1: Zusammensetzung der Gesamtzeit eines Optimierungsdurchlaufs für die Referenzmethode (DACE) sowie drei dimensionsreduzierte Ersatzmodelle

	57D Schaufeldesign			
	DACE	DACE-KPLS	PLS-DACE	PLS-DACE-KPLS
DoE	72,53 h	72,53 h	72,53 h	72,53 h
Modellaufbau	55,33 h	31,97 h	51,78 h	3,89 h
Optimierung	11,50 h	7,75 h	11,71 h	13,23 h
Total	139,37 h	112,24 h	136,02 h	89,65 h

Disziplinen (Q3D, FEM, 3D-CFD) zeigt sich allerdings, dass diese nicht immer konvergieren. Je nach Methode konnten nur zwischen 5 und 9 Entwürfe vollständig ausgewertet werden.

In Abbildung 6 sind diese Punkte aus den Pareto-Fronten in Form von Pseudo-Objectives (Zielfunktion plus Penalty als Quadrat der Nebenbedingungsverletzung) für alle vier Methoden dargestellt. Die DACE-KPLS-Methode mit interner Dimensionsreduzierung, aber Optimierung im Originalraum, schneidet im Vergleich zu der Referenzmethode (DACE) am besten ab und erreicht eine ähnliche Pareto-Front bei einer Zeitersparnis von ca. 60% bzw. 27h. Die Ergebnisse resultierend aus den Methoden PLS-DACE und PLS-DACE-KPLS bilden lokale Cluster und decken die wahre Pareto-Front nur unzureichend ab. Dies ist der Einschränkung des gültigen Entwurfsraums durch die Transformation in den niederdimensionalen Suchraum geschuldet. Diese Problematik trat bei den Untersuchungen mit analytischen Testfunktionen in niedrigen Dimensionen ($D_X = 20$ und $D_X = 40$) nicht auf, war jedoch auch dort ab einer Entwurfsraum-Dimension von 60 zu beobachten.

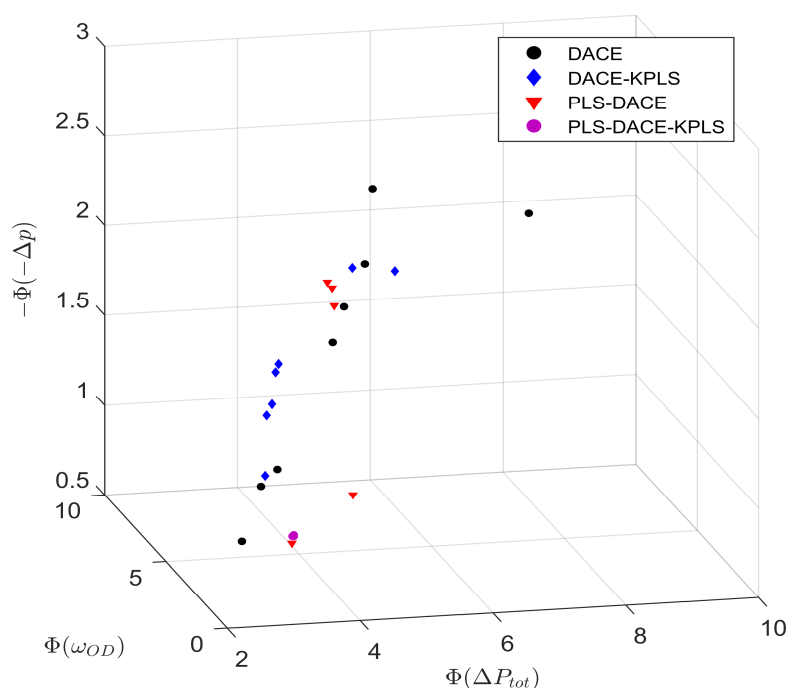


Abb. 6: Pareto-Fronten der Pseudo-Objectives

2.2 AP 1 – Q3D Optimierung vielstufiger Verdichter in der Vorauslegung

Die Teilprozesse der aerodynamischen Verdichterauslegung basieren auf Auslegungsprozessen für Flugtriebwerke und wurden an die Besonderheiten von stationären Gasturbinen angepasst. Im Rahmen einer Besprechung bei Alstom wurden Grenzwerte für die Nebenbedingungen der Meanline-, Throughflow- und Q3D-Blading-Prozesse diskutiert und entsprechend in den Prozessen implementiert.

2.2.1 Meanline-Optimierung

Bei der Untersuchung des bestehenden Meanline-Optimierungsprozesses für Triebwerke von Keskin [7] stellte sich heraus, dass bei der Anwendung auf stationäre Gasturbinen die optimierten Verdichterentwürfe Überschwinger in der Ringraumkontur aufweisen können, Abb. 7a. Die Analyse eines realisierten Verdichters für stationäre Gasturbinen zeigte, dass solch eine Ringraumgeometrie eher untypisch ist, obwohl beide Optimierungskriterien (Wirkungsgrad sowie Massenstromdifferenz bei geänderten Umgebungsbedingungen) bezüglich der Referenzgeometrie leicht verbessert werden konnten. Zur genaueren Untersuchung wurde daher eine Isight-Komponente entwickelt, welche die Annulusgeometrie hinsichtlich Monotonie und gleichmäßiger Stetigkeit analysiert. In nachfolgenden Optimierungen bietet diese Komponente nun die Möglichkeit, Strafterme für die Verletzung gewünschter Eigenschaften zu vergeben. Da die Kontur nicht direkt parametrisiert ist, ist die direkte analytische Ableitung zur Gewinnung der Monotonieinformation nicht möglich, sondern eine Analyse mit einer externen Komponente notwendig. Eine monotone Annuluskontur ist gegeben, wenn die erste Ableitung der äußeren und inneren Konturlinien keine Vorzeichenwechsel haben. Gleichmäßige Stetigkeit ist gegeben, wenn

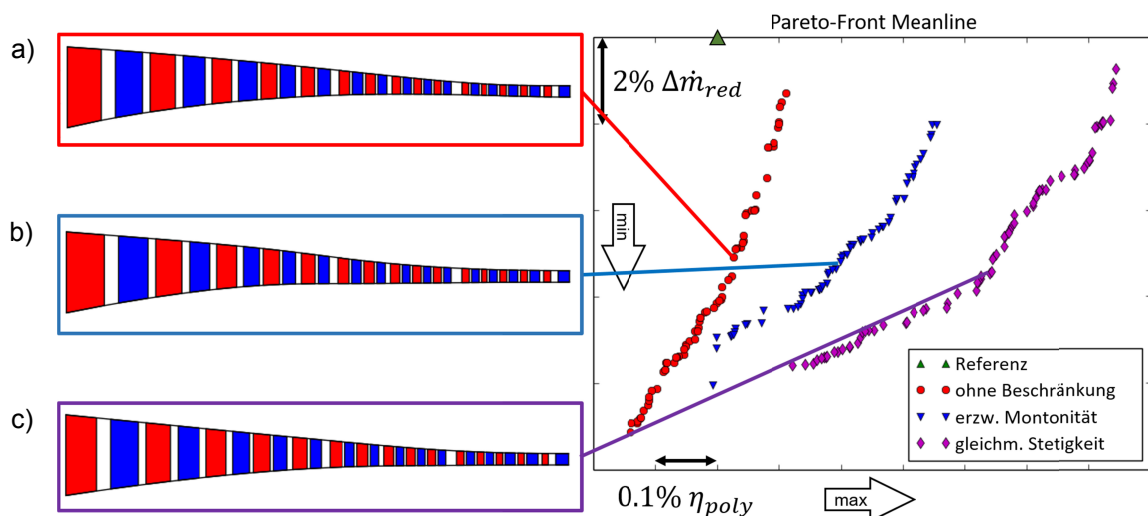


Abb. 7: Meanline Referenzdesign (grünes Dreieck) sowie Pareto-optimale Lösungen ohne Beschränkung der Monotonie (rot), mit erzwungener Monotonie (blau) und erzwungener gleichmäßiger Stetigkeit (lila)

auch die zweite Ableitung keinen Vorzeichenwechsel aufweist.

Der verwendete genetische Algorithmus fand im ersten Fall durch die hohe Anzahl an Entwurfsvariablen und Nebenbedingungen im Rahmen der vorgegebenen Maximalzahl an Iterationen nicht das tatsächliche Optimum. Die Vergabe eines Strafterms für nichtmonotone Annulusverläufe wirkt für den genetischen Algorithmus unterstützend, so dass die Optimierung in den beiden anderen Fällen in die richtige Richtung gelenkt wird und so mithilfe der neuen Komponente trotz schärferer Nebenbedingungen das insgesamt bessere Ergebnis im Kriterienraum gefunden wurde.

2.2.2 Throughflow-Optimierung

Für die Berechnung der 2D-Strömungslösung konnte auf dem bereits vorhandenen Throughflow-Prozess von Rühle [8] für Flugtriebwerke aufgebaut werden. Die Größe und Mehrstufigkeit der stationären Gasturbine führte allerdings zu unerwarteten Problemen, so dass einige Skripte und File-Parser angepasst werden mussten. Der vorhandene Prozess wurde analysiert und in Folge dessen wurden einige Änderungen an der Parametrisierung vorgenommen.

Da dem letzten Stator (OGV) kein weiterer Rotor folgt, sind die Anforderungen an eine möglichst ungestörte Abströmung des OGVs nicht so streng wie für die übrigen Statoren. Insbesondere die Auswerteprozedur im Throughflow-Prozess, mit welcher die berechneten Entwürfe bewertet werden, wurde angepasst, so dass nun die vom Projektpartner vorgegebenen, separaten Grenzwerte für die de Haller-Zahl, Diffusionszahl und Abströmmachzahl des OGVs eingestellt werden können. Zudem muss das OGV den kompletten Drall aus der Strömung nehmen und daher eine wesentlich höhere Umlenkung bewerkstelligen. Wie aus dem Verlauf der Statorlängen des Referenzverdichters ersichtlich ist (Abb. 8), steht dem letzten Stator für diese Umlenkaufgabe eine wesentlich größere Schauffelllänge zur Verfügung als den Statoren unmittel-

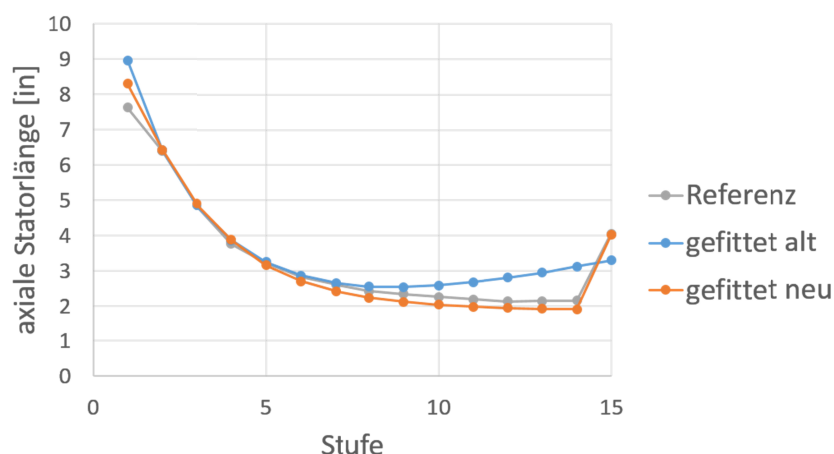


Abb. 8: Vergleich der ursprünglichen (blau) und modifizierten (orange) Parametrisierung der axialen Stator-Schauffellängen mit der Referenzgeometrie (grau)

telbar davor. Der Verlauf der axialen Längen der Statoren inkl. der des OGVs lässt sich daher nicht durch einen glatten Bézier-Spline erfassen. Aus diesem Grund wurde das OGV im Meanline-Prozess aus der Parametrisierung für die axiale Schaufellänge der Statoren entfernt und separat behandelt. Diese Parametrisierung ist analog zu der der Abströmwinkel und ermöglicht es nun, die Referenz adäquat abzubilden und optimierte Entwürfe mit korrekter OGV Schaufellänge zu finden.

2.2.3 Meanline-Throughflow-Kopplung

Der gesamte aerodynamische Auslegungsprozess für Verdichter ist eine sequentielle Verkettung verschiedener Auslegungsprozesse, deren Komplexität und Rechenzeit mit fortschreitendem Entwicklungsstadium zunimmt. Hierbei findet eine Weitergabe der Optimierungsergebnisse jeweils nur an den nächsten Prozess statt. Informationen aus späteren high-fidelity Prozessen flossen bislang nicht zurück in die ersten Auslegungsschritte. Frühere Untersuchungen von Pöhlmann [9] zeigten jedoch, dass die Pareto-Lösungen der Meanline-Optimierung in dem anschließenden Throughflow-Prozess nicht notwendigerweise konvergieren. Daher wurde bereits von Pöhlmann eine Throughflow-Rechnung in den Meanline-Optimierungsprozess implementiert, die jeden gültigen Entwurf der Meanline-Optimierung mit radial konstanten Verläufen von Strömungsgrößen nachrechnet. Konvergiert auch die Throughflow-Rechnung, so wird der Meanline-Entwurf für gültig erklärt. Diese in den Meanline-Prozess eingebettete Throughflow-Rechnung dient als zusätzliche Nebenbedingung in der Meanline-Optimierung, wobei die Annahme radial konstanter Verläufe insbesondere im Randbereich problematisch sein kann, weshalb die Throughflow-Nebenbedingungen in Meanline erheblich gelockert werden mussten. Dadurch reduziert sich jedoch in der anschließenden Throughflow-Optimierung mit harten Nebenbedingungen die Wahrscheinlichkeit, gültige Designs zu finden.

Zur besseren Bewertung der Throughflow-Nebenbedingungen im Meanline-Prozess wurde der Prozess von Pöhlmann angepasst, indem realistischere radiale Verläufe der Strömungsgrößen verwendet werden, die aus einer vorhergegangenen Throughflow-Rechnung für die Referenzgeometrie gewonnen werden. Dafür wurde eine Schnittstelle implementiert, mit der eine oder mehrere Throughflow-Lösungen in den Meanline-Prozess eingelesen werden können. Die radialen Verläufe der eingelesenen Lösungen werden anschließend gefittet. Anstelle einer linearen Verteilung wird nun dieser gefittete Verlauf der Mittelschnitt-Lösung überlagert. Im Gegensatz zu der Methode mit radial konstanten Verläufen müssen die Throughflow-Nebenbedingungen hier nur moderat gelockert werden.

Der nächste logische Schritt war das Zusammenfassen der Meanline und Throughflow Optimierungsprozesse. Die 36 Parameter für die radialen Verläufe wurden zu

den 46 Meanline-Entwurfsparametern hinzugenommen, so dass ein gekoppelter Meanline-Throughflow-Optimierungsprozess mit 82 Entwurfsvariablen entstand, bei dem die zuvor konstant gehaltenen radialen Verläufe ebenfalls variiert werden. Außerdem wurde der Pumpgrenzabstand (SM) als zweites Kriterium definiert und die Änderung des reduzierten Massenstroms bei geänderten Umgebungsbedingungen als Teil der Nebenbedingungen berücksichtigt:

$$\max_{\mathbf{p} \in P} \begin{bmatrix} \eta_{poly} \\ SM \end{bmatrix}_{TF} \quad \text{mit} \quad P = \left\{ \mathbf{p} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_{ML} \\ \mathbf{p}_{TF} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{82} \left| \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{ML}(\mathbf{p}_{ML}) \\ \mathbf{h}_{TF}(\mathbf{p}) \end{bmatrix} \leq \mathbf{0}, \mathbf{p}^u \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}^o \right. \right\}. \quad (2.10)$$

Durch die damit verbundene Erhöhung der Zahl der Entwurfsparameter benötigt der genetische Algorithmus eine wesentlich größere Population und ebenfalls wesentlich größere Anzahl an Generationen. Dies ist mit einer direkten Optimierung in einem angemessenen Zeitrahmen nicht möglich. Daher wurde das neu entstandene ML-TF-Optimierungsproblem mit dem im Abschnitt 2.1 beschriebenen modularen Optimierungsprozess für gekoppelte Prozesse gelöst. Die Populationsgröße von 3000 entspricht dem 35-fachen der Anzahl an Entwurfsparametern und sorgt für ausreichend Diversität in der Population. Da sich die Pareto-Front bereits vor Erreichen der maximalen Anzahl an Generationen nicht mehr verändert, wird die Optimierung bereits nach ca. 450.000-480.000 Funktionsauswertungen auf den Ersatzmodellen automatisch abgebrochen. Die oben beschriebenen einzelnen Meanline- bzw. Throughflow-Optimierungsprozesse benötigen im Vergleich dazu etwa das Dreifache der Zeit für lediglich 25.000 bzw. 20.000 Funktionsauswertungen und mussten aus Zeitgründen abgebrochen werden, bevor ein gültiges Ergebnis gefunden werden konnte.

2.2.4 Q3D-Schaufeloptimierung

Beim aerodynamischen Entwurfsprozess von Verdichterschaufeln spielt die 2D-Strömungsberechnung immer noch eine zentrale Rolle. Aufwändige 3D-Strömungsanalysen erlauben dagegen nur die Auswertung einer geringen Anzahl von Schaufelberechnungen, so dass Optimierungen nur bedingt möglich sind bzw. nur eine sehr kleine Anzahl von Entwurfsparametern variiert werden kann.

Die Optimierungsziele der quasi-3D (Q3D) Schaufeloptimierung sind die Minimierung der Profilverluste sowohl im Designpunkt ω_{DP} als auch unter Offdesign-Bedingungen ω_{OD} :

$$\min_{\mathbf{p} \in P} \begin{bmatrix} \omega_{DP} \\ \omega_{OD} \end{bmatrix} \quad \text{mit} \quad P = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbb{R}^{45} \left| \mathbf{h}_{Q3D}(\mathbf{p}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{p}^u \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}^o \right. \right\}, \quad (2.11)$$

wobei der Profilverlust im Offdesign $\omega_{OD} = \max\{\omega_{ST}, \omega_{CH}\}$ das Maximum aus den Profilverlusten bei Änderungen des Anströmwinkels in Richtung Stall ω_{ST} und Choke ω_{CH} darstellt. Zusätzlich werden aerodynamische Nebenbedingungen

$h_{Q3D} \leq 0$ wie die Begrenzung des Grenzschichtformfaktors \bar{H} oder die Abweichung von geforderten Abströmwinkeln in der Optimierung berücksichtigt.

Arbeiten von Keskin [7] haben gezeigt, dass durch eine unabhängige Optimierung der 2D-Sektionen einer Verdichterschaufel zwar optimale Sektionsgeometrien gefunden werden können, diese zusammengesetzt jedoch keine glatte Gesamtschaufel ergeben. Um dieses Problem zu umgehen, wird beim quasi-3D-Ansatz bereits die Geometrie der dreidimensionalen Verdichterschaufel auf Grundlage des in Abschnitt 2.1 beschriebenen 3D-Parametermodells aufgebaut, welche durch 2D-Strömungssimulationen ausgewertet wird. Dabei werden auf vorgegebenen radialen Schnitten der generierten 3D-Schaufelgeometrie die entsprechenden 2D-Profileschnitte extrahiert und parallel berechnet. Zur Bewertung der Verdichterschaufel wird der über die Profilschnitten gemittelte Strömungsverlust im Punkt ω_{DP} sowie in den beiden Offdesign-Punkten betrachtet. Für die Schaufelauslegung ergibt sich dadurch das in Gl. (2.11) dargestellte mehrkriterielle Optimierungsproblem.

2.2.5 3D-CFD basierte Schaufeloptimierung

Zur Einbindung einer automatisierten 3D-Strömungsberechnung mit HYDRA in den Gesamtprozess konnte nicht auf bestehende Prozesse zurückgegriffen werden, so dass der entsprechende Prozess neu entwickelt werden musste. Der AutoHYDRA-Prozess wurde in Isight realisiert, wobei die einzelnen Unteraufgaben größtenteils von externen Programmen und Python-Skripten übernommen werden. Der neue Prozess übernimmt die Aufgaben der Geometrievernetzung sowie der Strömungsinitialisierung, -lösung und -auswertung. Eine Übersicht über den gesamten Prozess ist in Abb. 9 dargestellt.

Für jede Designberechnung wird der Prozess zunächst initialisiert, indem ein Rechenverzeichnis mit einer geeigneten Ordnerstruktur erzeugt wird. Die Erzeugung separater Rechenverzeichnisse ermöglicht später eine Parallelisierung des Prozesses. Anschließend werden die Skripte zum Ansteuern der einzelnen Subprozesse automatisch generiert. Hierbei muss zwischen Rotor und Stator unterschieden werden, um die jeweiligen Randbedingungen korrekt zu setzen. Die hierzu benötigten Informationen, wie z.B. die Rotationsgeschwindigkeit der Maschine und Eintrittsströmungswinkel, werden aus den Geometriedaten eingelesen. Die Skripte für Post-Processing-Tools JL09 und PL2D werden ebenfalls individuell für jeden Schaufeltyp erzeugt.

Beim ersten Durchlaufen des Prozesses und als Vorbereitung auf eine anschließende Optimierung sollte eine verbesserte initiale Lösung sowohl für das Rechnernetz als auch für die 3D-Strömungslösung erstellt werden, um die Konvergenz während der

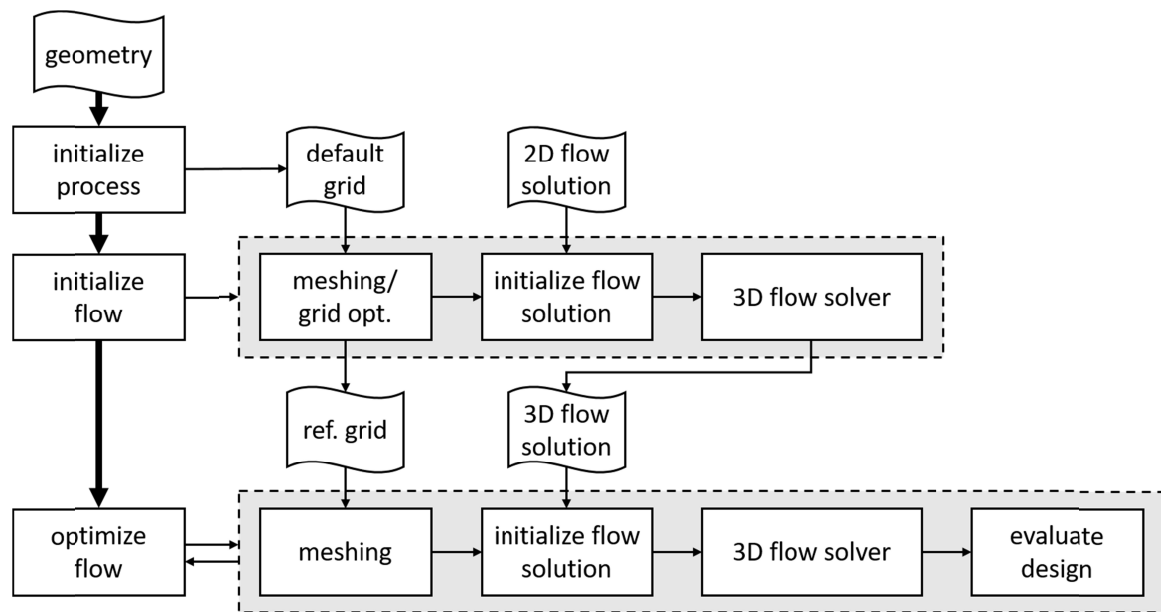


Abb. 9: AutoHYDRA Prozess zur automatisierten Vernetzung, Strömungsberechnung und Auswertung mittels 3D CFD

Optimierungsdurchläufe zu beschleunigen. Die Netzerstellung erfolgt skriptbasiert mit dem Vernetzer PADRAM. Hierbei kann entweder auf eine vordefinierte Netzeinstellung zurückgegriffen oder eine automatisierte Netzoptimierung verwendet werden. Da während der Optimierung recht geringe Änderungen an der Schaufelgeometrie vorgenommen werden, ist eine einmalige initiale Netzanpassung bzw. Netzoptimierung ausreichend. Die 3D-Strömung wird im nächsten Schritt mit der 2D-Strömung aus dem Throughflow-Prozess initialisiert und anschließend mit dem 3D-CFD-Code berechnet. Die daraus resultierende 3D-Strömungslösung wird in der folgenden Schaufeloptimierung als Startlösung auf die modifizierten Schaufelgeometrien aufgebracht.

Die ausgeführten Unterprogramme während der Optimierung sind identisch zu denen der Strömungsinitialisierung, jedoch werden nun das im Initialisierungsschritt erzeugte Netz und die 3D-Strömungslösung als Startlösung für die Strömungsanalyse genutzt. Abschließend wird das Design mit einer weiteren Unterprogramm ausgewertet. Für die Strömungsberechnung wird die fertig initialisierte Geometrie an den Lehrstuhl-eigenen Rechencluster gesendet, wobei die Rechenlast mittels der SGE Grid-Engine automatisch auf mehrere Rechenknoten verteilt wird. Obwohl der Strömungslöser HYDRA bereits parallelisiert ist, benötigt die Berechnung eines Designs mehrere Stunden. Um die Optimierung zu beschleunigen, wurde der Prozess parallelisiert, so dass beliebig viele Schaufeldesigns gleichzeitig berechnet werden können. Der Grad der Parallelisierung ist lediglich begrenzt durch die verfügbaren Rechenressourcen.

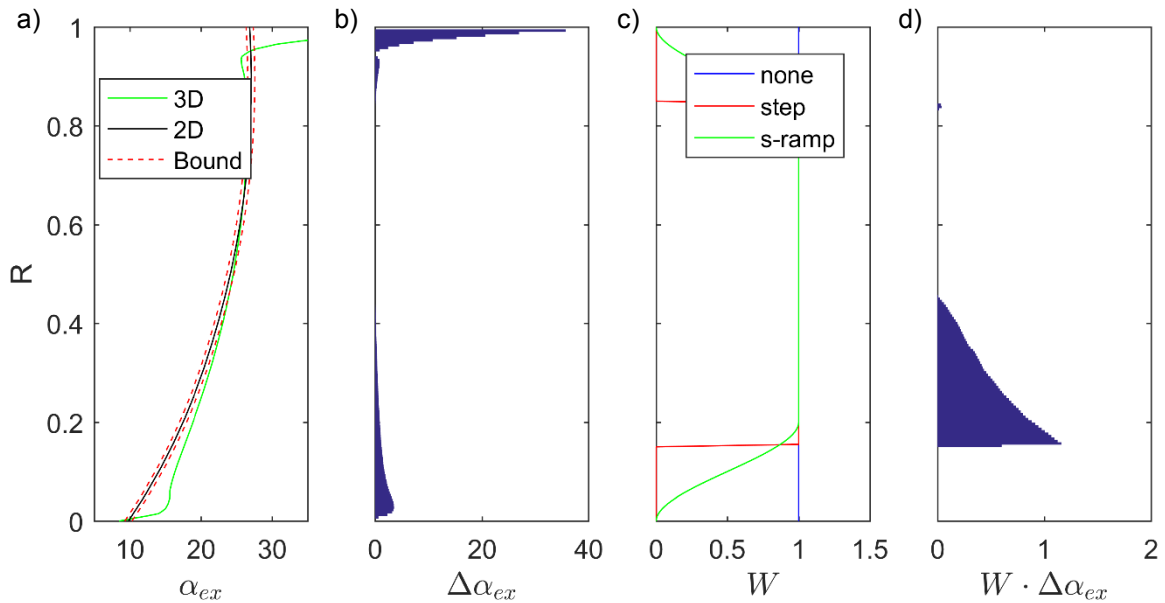


Abb. 10: Radiale Verteilungen von a) der 2D-Vorgabe des Abströmwinkels (schwarz), 3D-Strömungslösung (grün) sowie des erlaubten Toleranzbandes (rot), b) der Abweichung der 3D-Lösung vom Toleranzband, c) der verschiedenen Wichtungsfunktionen sowie d) der mit einer step-Funktion gewichteten Abweichung

In einem letzten Schritt wird die auskonvergierte 3D-Strömungslösung automatisiert ausgewertet. Hierzu wird die Strömung am Austritt umfangsgemittelt und mit den Vorgaben aus der 2D-Throughflow-Lösung verglichen. In Abb. 10 ist dieses Vorgehen am Beispiel des Abströmwinkels exemplarisch dargestellt. In Abb. 10a sind die 2D-Lösung (schwarz) und ein Toleranzband (rot) dargestellt. Durch die Ablösung der Seitenwandgrenzschicht und durch den Spaltwirbel an der Schaufelspitze weicht die Verteilung der 3D-Lösung (grün) in den Randbereichen erheblich von der 2D-Lösung ab, Abb. 10b. Dabei ergibt sich $\Delta\alpha_{ex}$ als Überschreitung des zulässigen Toleranzbandes. Für die Bewertung der Abströmwinkeldifferenz wird daher wie beim Q3D-Prozess nur der Bereich zwischen 15%-85% Schaufelhöhe betrachtet, indem der Verlauf der Winkelabweichung mit einer Wichtungsfunktion W überlagert wird, wobei sich die step-Funktion als beste Strategie erwiesen hat, Abb. 10c. Eine Nebenbedingung für die 3D-Optimierung ist die Minimierung der Fläche unter der Kurve ($W \cdot \Delta\alpha_{ex}$), so dass bei $W \cdot \Delta\alpha_{ex} = 0$ die 3D-Lösung vollständig innerhalb des Toleranzbandes liegt und das Design gültig ist. Obwohl dadurch die Randbereiche ausgeblendet werden, wird der Effekt der Belastungsumverteilung über der Schaufelhöhe durch die 3D-Formgebung (Stacking) dennoch berücksichtigt.

Als alternatives Optimierungskriterium wird der Totaldruckverlust $\Delta P = P_{in} - P_{ex}$ herangezogen. Der Totaldruckverlust wird über die komplette Schaufelhöhe einschließlich der verlustreichen Randbereiche betrachtet. Ziel ist es, durch die 3D-Formgebung eine Minimierung des Totaldruckverlustes zu erreichen. In der gekop-

pelten Q3D-FEM-CFD-Optimierung ersetzt die Minimierung des Totaldruckverlustes das ursprüngliche Optimierungskriterium des Profilverlustes im Designpunkt ω_{DP} . Als zweites Optimierungsziel bleibt die Minimierung der Offdesign-Verluste aus der Q3D-Rechnung ω_{OD} (siehe Gl. (2.7)).

Der Evaluationsprozess wurde so generisch wie möglich gehalten, um verschiedene Anwendungsfälle zu ermöglichen. Es ist u.a. möglich, sowohl einzelne Schaufeln als auch einen kompletten Verdichter zu berechnen. Die Anzahl der zu berechnenden Schaufeln entscheidet sich durch die Anzahl der im Referenzverzeichnis hinterlegten Geometrien. Wird eine zusammenhängende Sequenz von Schaufeln erkannt, so werden zunächst alle Schaufeln einzeln vernetzt und initialisiert. Anschließend werden die Netze und Strömungslösungen der Einzelschaufeln zusammengefügt und en bloc berechnet. Über einen Schalter "2D" kann zudem wahlweise eine quasi-2D-Sektion aus der 3D-Geometrie extrahiert und anstelle einer MISES Berechnung für die Q3D-Optimierung genutzt werden.

Der komplette AutoHYDRA-Prozess wurde als Isight Komponente gepackt und kann somit als Blackbox-Komponente in den bestehenden Q3D-Isight-Prozess integriert werden. Dieser Prozess kann nun sowohl eigenständig, z.B. zum Nachrechnen des gesamten Verdichters, als auch kontinuierlich in Form der gepackten Blackbox-Komponente für die Schaufeloptimierung genutzt werden. Er ist ein wesentlicher Baustein für den gekoppelten Q3D-CFD-FEM-Prozess.

2.2.6 Aerodynamische Ergebnisse der Optimierung

Das Ergebnis aus der automatisierten Optimierung für den Rotor 8 soll zum Vergleich mit der Ausgangsgeometrie aus dem AutoBlading Prozess verglichen werden. Die Geometrie wurde mit der in Abschnitt 2.1.2 dargestellten Parametrisierung aufgebaut, wobei bei einem Rotor die mit \tilde{x}_S - und θ_S -Shift bezeichneten Stacking-Parameter, welche die Verschiebung der Vorderkante beschreiben, am Rotorfuß fix gelassen werden, um einen gleichbleibenden Übergang zum Schaufelfuß sicherzustellen. Das Optimierungsproblem (2.7) wurde anschließend mit dem im Abschnitt 2.1.3 beschriebenen gekoppelten Q3D-CFD-FEM-Optimierungsprozess gelöst.

Abb. 11 zeigt einen Vergleich der Ausgangsgeometrie und der optimierten Rotor-schaufel. Es ist deutlich zu erkennen, dass in der Optimierung beim Stacking vom linearen Verlauf der Vorderkante bei der Referenzgeometrie abgewichen wurde. Die Schaufel neigt sich im unteren Drittel leicht in Umfangsrichtung in Richtung der Druckseite und induziert dadurch einen Passagenwirbel, der die Schaufel im unteren Teil entlastet. Der Verlauf des θ -Shifts geht über den Rest der Schaufelhöhe langsam wieder in den Verlauf der Referenzgeometrie über. Der Effekt des Stackings

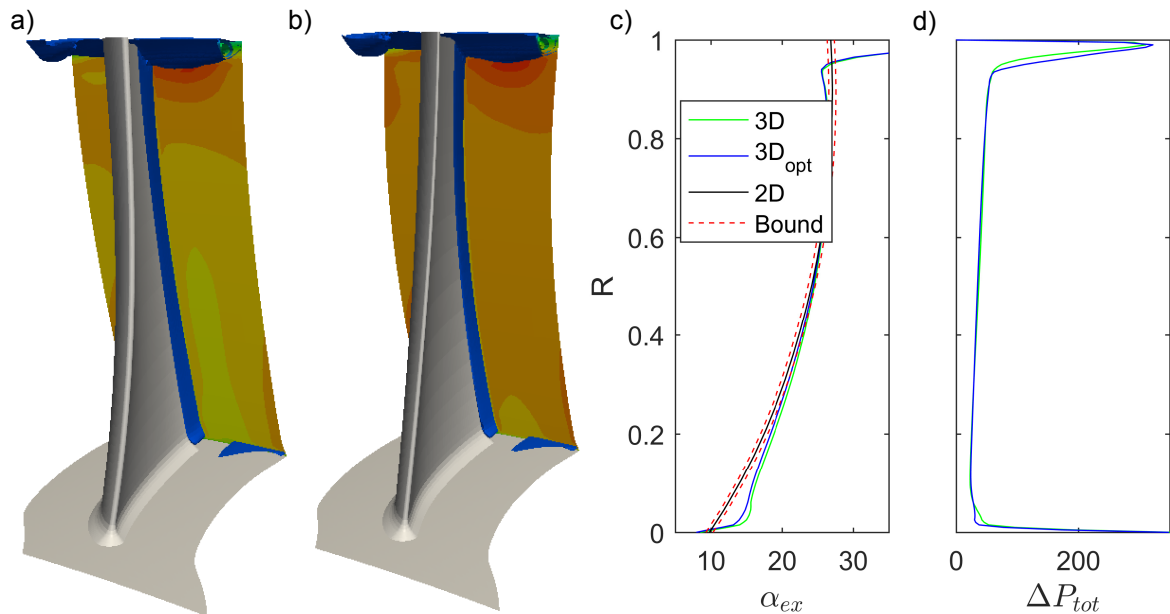


Abb. 11: Vergleich der a) optimierten Schaufelgeometrie mit der b) initialen Geometrie aus Auto-Blading, sowie ein Vergleich des c) Abströmwinkelkriteriums und d) Totaldruckverlustes

lässt sich auch in der Abströmwinkelverteilung in Abb. 11c erkennen. Der Abströmwinkel der optimierten Schaufelgeometrie kommt im unteren Drittel näher an das geforderte Toleranzband heran, liegt allerdings nicht komplett darin. Die geforderte Nebenbedingung der Winkelabweichung konnte zugunsten der Einhaltung anderer aerodynamischer und strukturmechanischer Nebenbedingungen nicht erfüllt werden.

Zudem fällt auf, dass der Vorder- und Hinterkantenradius zugunsten der strukturellen Nebenbedingungen wesentlich dicker geworden sind, was sich auch an der Ausreizung sämtlicher aerodynamischer Grenzwerte äußert. Der Grenzschichtformfaktor dickt bereits nahe der Vorderkante aufgrund der großen Radien stark auf, kann jedoch den geforderten Grenzwert knapp einhalten. Die größeren Radien und maximale Schaufeldicke machen sich leider auch in der radialen Ausdehnung des Schaufelspitzenwirbels bemerkbar, wird jedoch teilweise durch die 3D-Formgebung im Nabenbereich kompensiert, Abb. 11d.

Hier wird deutlich, dass die Einbindung von strukturdynamischen Kriterien einen deutlichen Kompromiss in den aerodynamischen Kriterien erzwingt, die teilweise schlechter erfüllt sind als bei der initialen Geometrie. Die Hintergründe zur strukturdynamischen Optimierung werden im Folgenden näher erläutert und die Ergebnisse der optimierten Schaufel aus strukturmechanischer Sicht in Abschnitt 2.3.4 diskutiert.

2.3 AP 2 – Robuste Multidisziplinäre Schaufelauslegung

Neben der aerodynamischen Optimalität sind wesentliche strukturdynamische Anforderungen an die Schaufel wie z.B. zulässige Spannungen einzuhalten und Schaufelresonanzen zu vermeiden. Dies lässt sich ebenfalls mittels Geometrieoptimierung erreichen, wobei aerodynamische und strukturdynamische Kriterien im Allgemeinen im Widerspruch zueinander stehen. Daher wird das im Abschnitt 2.2 beschriebene aerodynamische Optimierungsproblem um zusätzliche Nebenbedingungen erweitert und der Prozess durch eine FE-Analyse ergänzt. Für die Resonanzvermeidung wird ein Entwurfskriterium definiert, welches die unterschiedlichen Schadenspotentiale der Moden berücksichtigt (Hecker et. al. [10]) und daher auf eine automatisierte Klassifizierung der Eigenformen angewiesen ist. Ferner soll die Entwurfsbewertung auch probabilistische Einflüsse berücksichtigen, um Entwürfe zu liefern, die möglichst robust gegenüber produktionsbedingter Variationen der Geometrie sind. Abschließend wird eine Methode vorgestellt, die es dem FEM-Evaluationsprozess ermöglicht, die heißen Geometrien des aerodynamischen Auslegungsprozesses in kalte Geometrien zu transformieren. Die nachfolgenden Abschnitte beschreiben das Vorgehen im Detail.

2.3.1 Resonanzfaktor

Resonanzzustände führen auf erhöhte Spannungen in den Schaufeln und reduzieren dadurch ihre Lebensdauer. Damit die Schaufeln nicht im Bereich ihrer Eigenfrequenzen angeregt werden, muss der Eigenfrequenzbereich durch geeignete Geometrievariationen so justiert werden, dass möglichst keine Überschneidungen mit den Erregerfrequenzen auftreten. Dazu wird nach Martin und Bestle [11] für jede Eigenfrequenz ein Überschneidungsmaß des Bereiches zwischen den Verläufen der Eigenfrequenz für feste Einspannung \hat{f}_i^E und für lose Einspannung \check{f}_i^E mit jeder einzel-

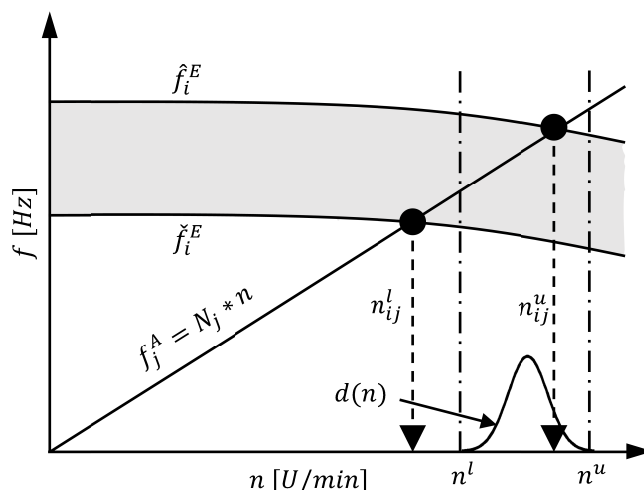


Abb. 12: Bereich der Eigenfrequenzen zwischen loser und fester Einspannung (grau) mit kreuzender Erregerlinie f_j^A

nen Anregung f_j^A berechnet, Abb. 12. Die Erregerfrequenzen f_j^A berechnen sich aus der Anzahl der gleichmäßig auf den Umfang verteilten Störungen N_j , z.B. durch die Anzahl an Leitschaufeln in benachbarten Schaufelreihen, und der Maschinendrehzahl n . Das gewichtete Überschneidungsmaß Int_{ij} wird wie folgt bestimmt:

$$Int_{ij} = \frac{\int_{n_l^i}^{n_u^i} d(n) dn}{\int_{n_l^j}^{n_u^j} d(n) dn}, \quad (2.12)$$

wobei die Schnittpunkte auf die vorgegebenen Intervallgrenzen des Arbeitsbereichs verschoben werden, falls sie außerhalb liegen:

$$n_{ij}^{l/u} := \max \left\{ n_l^i, \min \left\{ n_{ij}^{l/u}, n_u^j \right\} \right\}. \quad (2.13)$$

Die Gewichtungsfunktion $d(n)$ kann frei gewählt werden und ermöglicht, Drehzahlen im Arbeitsbereich $[n_l, n_u]$ der Maschine unterschiedlich zu gewichten. Zum derzeitigen Stand wird die Gewichtungsfunktion im Arbeitsbereich konstant auf Eins gesetzt. Als Optimierungskriterium wird für jede Eigenfrequenz ein Modal-Resonanz-Faktor

$$MRF_i = \sum_j Int_{ij} s_i^E s_j^A \quad (2.14)$$

definiert, welcher sich aus dem jeweiligen Überschneidungsmaß und Straffaktoren s_i^E und s_j^A für die jeweilige Eigenschwingform und Anregung berechnet, siehe Hecker et al. [10]. Die Strafterme bemessen sich danach, wie kritisch die jeweilige Eigenschwingung bzw. Anregung für die Struktur der Schaufel ist. Weil die Eigenschwingformen ihre Reihenfolge in Bezug auf die Eigenfrequenzen ändern können, ist es erforderlich, die richtige Zuordnung mittels Modenerkennung sicherzustellen. Um verschiedene Moden unterschiedlicher Schaufelgeometrien vergleichen und entsprechend klassifizieren zu können, muss ein Vergleichsstandard gefunden werden.

2.3.2 Vergleich von Eigenformen

Wie oben beschrieben bedarf der eingeführte Modal-Resonanz-Faktor der Fähigkeit des Prozesses zur automatisierten Modenerkennung. Die Problematik liegt darin, dass sich im Rahmen der Optimierung die Geometrien ändern und es daher nötig ist, die Verschiebungsfelder der unterschiedlichen Geometrien einem einheitlichen Vergleich zugänglich zu machen. Zu diesem Zweck wurde ein sich selbst organisierendes neuronales Netzwerk für die nichtlineare Projektion der dreidimensionalen Saugseitenflächen auf ebene rechteckige Flächen entwickelt (Martin und Bestle [11]), Abb. 13.

Jedes Neuron im verwendeten Kohonen-Netz [12] speichert Informationen, welche im konkreten Fall Oberflächenkoordinaten im dreidimensionalen Raum sind. Das Netzwerk trainiert sich selbst iterativ derartig, dass die Informationen der Neuronen vorgegebenen Zielinformationen immer ähnlicher werden, bis schließlich eine topo-

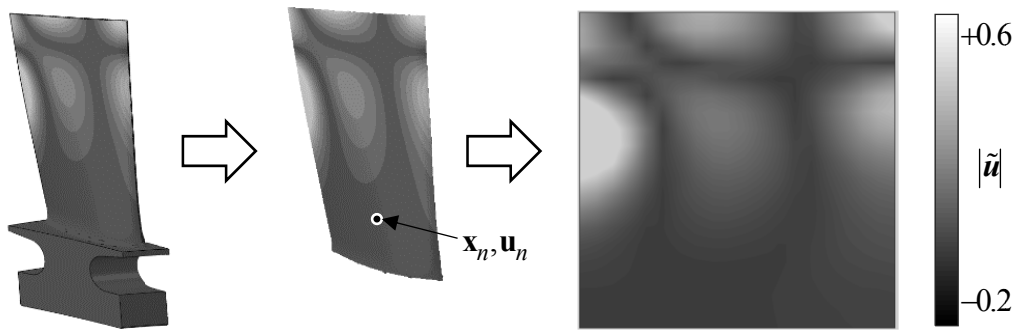


Abb. 13: Überführung einer beliebigen Saugseitengeometrie auf eine Standardgeometrie

logisch äquivalente Abbildung entsteht. Nachdem das Netzwerk trainiert wurde, bilden die Ordnung der Neuronen und deren Informationen ein Netz, welches die Zielgeometrie abdeckt, Abb. 14. Anschließend können die Verschiebungen der FE-Knoten auf dieses Netz interpoliert werden.

Die Qualität der Abbildung wird zum einen von der Häufigkeit bestimmt, mit der die Gesamtmenge an Zielinformationen trainiert werden, zum anderen aber auch davon, wie sich die Menge der Zielinformationen zusammensetzt. Die in der Literatur häufig verwendete zufällige Durchmischung aller Zielinformationen bewirkt aufgrund des prozentual geringeren Anteils der Randbereiche eine schlechte Abdeckung der Projektion an den Rändern. Eine deutliche Verbesserung wird durch häufigeres separates Trainieren in den Randbereichen erreicht, Abb. 15. Mit Hilfe der einheitlichen Projektionsfläche kann nun eine Klassifizierung der Eigenmoden vorgenommen werden.

2.3.3 Klassifizierung

Bei der Klassifizierung kommt es darauf an, Datenpunkte (hier Eigenvektoren) mit Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Klassen möglichst gut zu trennen. Um die Klassi-

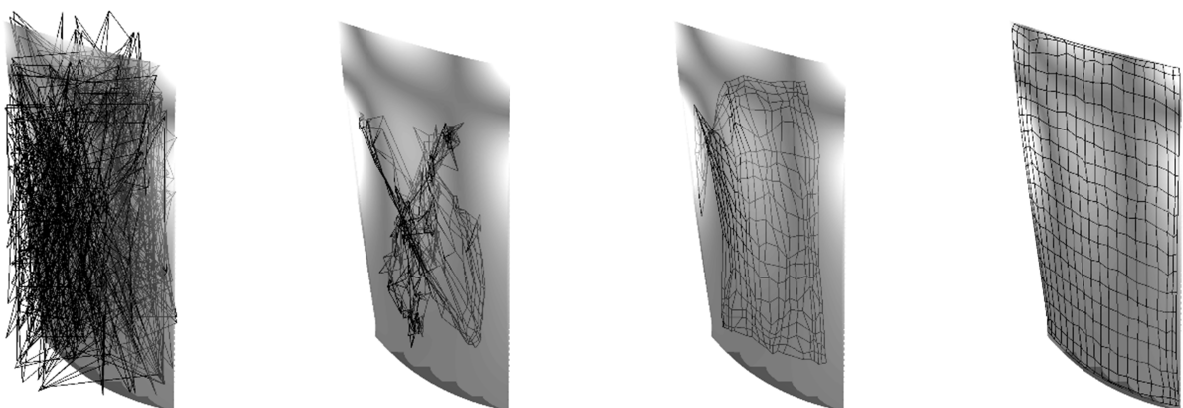


Abb. 14: Trainieren eines neuronalen Netzes an der Saugseitengeometrie einer Schaufel

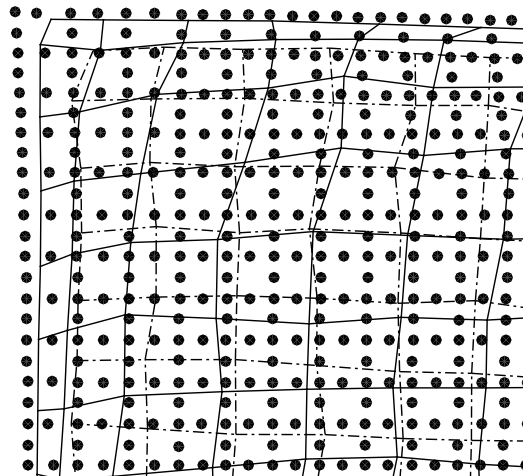


Abb. 15: Vergleich des Kohonen-Netzes mit dem ursprünglichen FE-Netz (gestrichelt die ursprüngliche Anpassung, durchgezogen die verbesserte Anpassung mit prozentual mehr Randpunkten)

fizierungsfehlerrate zu minimieren, braucht es eine hinreichende Menge an Referenzdaten und passende Methoden der Datennormierung, -reduzierung und -klassifizierung. Für die Datenreduzierung wurden mehrere Methoden untersucht und anhand des Silhouette-Wertes s (Rousseeuw [13]) verglichen, Abb. 16. Dieser Wert beschreibt den mittleren Abstand einer Eigenform zu allen Eigenformen seiner eigenen Eigenformklasse und zu denen der anderen Klassen. Er liegt zwischen -1 und +1 und gibt an, wie dicht ein Datenpunkt zum Mittelwert der eigenen Klasse (+1 entspricht dem Idealfall, dass der Datenpunkt mit dem Mittelwert seiner Klasse identisch ist) beziehungsweise der nächstgelegenen Klasse liegt (-1 entspricht dem Fall, dass der Datenpunkt auf dem Mittelpunkt der nächstgelegenen Klasse liegt).

Ausgewertet wurden die Silhouette-Werte eines Datensatzes von 548 Eigenformen der Verdichterschaukeln einer stationären Gasturbine (10 Eigenformen pro Schaufel, 29 Schaufelreihen, jeweils bei fester und loser Einspannung abzüglich 32 nicht zuordenbaren Eigenformen), welche per Hand in 12 Klassen eingeteilt wurden. Abb. 16 zeigt die Silhouette-Werte für die Datenpunkte der jeweiligen Klasse sortiert nach Größe für die ursprünglichen Eigenvektoren $\phi_i = \mathbf{u}_i$ sowie normierte $\phi_i = \tilde{\mathbf{u}}_i$ und reduzierte Eigenformen $\phi_i = kPCA(\mathbf{u}_i)$. Es ist gut zu erkennen, wie die final ausgearbeitete Methodik aus Vektornormierung und -reduzierung mittels Kernel-Singulärwertzerlegung (kPCA; Schölkopf [14]), welche einer nichtlinearen Version der auch als Principle-Component-Analysis (PCA) bekannten Singulärwertzerlegung entspricht, die Trennung der Datenpunkte entsprechend ihrer Klassen verbessert. Unter den untersuchten Klassifizierern wurden die besten Resultate mit einem neuronalen Netz aus drei Schichten erreicht, welches durch Fehlerrückkopplung angelernet wurde (Duda, Hart und Stork [15]). Die guten Resultate von 4% Fehlklassifizie-

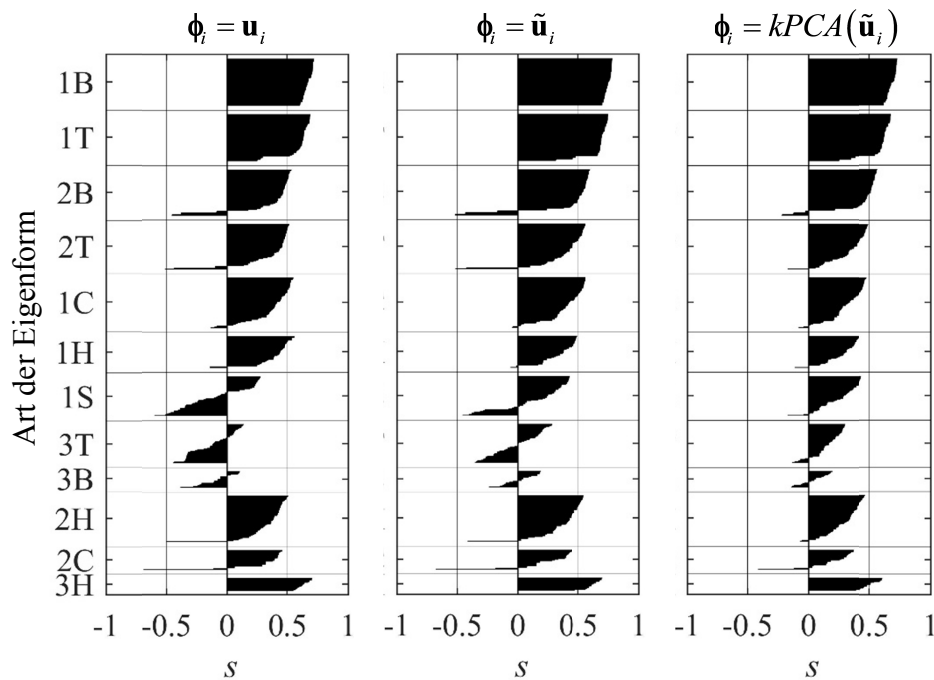


Abb. 16: Silhouette-Werte eines Referenzdatensatzes von a) ursprünglichen Eigenformen, b) nach Normierung und c) nach Dimensionsreduzierung mittels kPCA

rung wurden jedoch erst mit einer neu entwickelten Initialisierung mittels PCA erreicht.

2.3.4 Strukturdynamische Ergebnisse der Optimierung

Zur Validierung soll hier gezeigt werden, inwiefern der Moden-Resonanz-Faktor im Zusammenspiel mit der Modenklassifizierung in der Lage ist, das strukturdynamische Verhalten einer Referenzschaufel innerhalb einer automatisierten Optimierung zu verbessern. Als Referenzentwurf dient die auch im Abschnitt 2.2.6 verwendete Schaufel. Die Schaufelgeometrie wurde von Alstom bereitgestellt, jedoch sind die eigentlichen Materialdaten nicht bekannt, weshalb ST70AH als Material gewählt wurde. Daher verletzt der Referenzentwurf nicht nur die maximalen Spannungen an

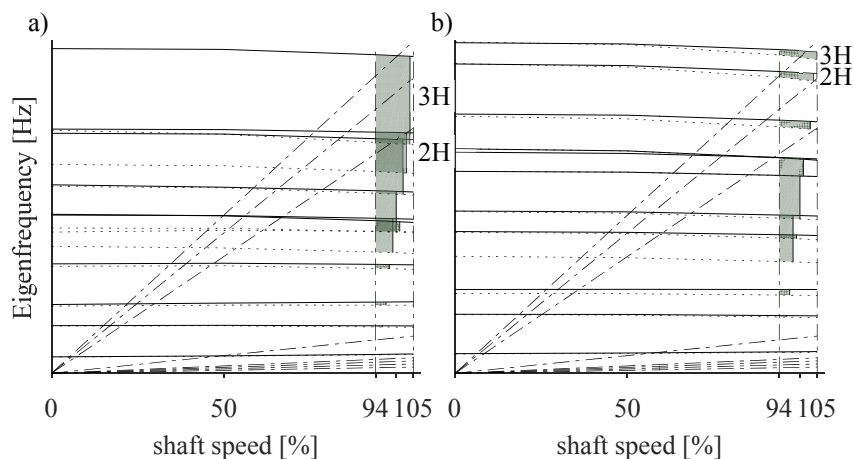


Abb. 17: Campbell-Diagramm des a) Referenzentwurfs und b) des optimierten Entwurfs

Vorder- und Hinterkante bzgl. der Materialgrenzwerte, sondern zeigt auch ausgeprägte Resonanzbereiche im Campbell-Diagramm, Abb. 17a. Der optimierte Entwurf verletzt hingegen keine der Grenzen für die Maximalspannungen und hält auch alle sonstigen Kriterien der Alstom-Design-Direktive Compressor-Parts bis auf die geforderte Resonanzfreiheit relevanter Moden ein. Die höheren Eigenfrequenzbänder konnten aber, wie in Abb. 17b gezeigt, stark verengt werden, sprich die unsicheren Bereiche wurden deutlich reduziert. Dabei wurde die Zuweisung der Frequenzbänder auch durch menschliche Zuordnung validiert. Dass keine völlige Resonanzfreiheit erreicht werden konnte, kann zum einen daran liegen, dass das Material nicht mehr Spielraum zulässt oder dass $d(n)=1$ als Gewichtungsfunktion in Abb. 11 verwendet wurde. Somit wurde die Minimierung der Eigenfrequenzbandbreiten gleichrangig zur Minimierung von Überschneidungen mit Erregerlinien bewertet. Alternativ ließe sich eine Gewichtungsfunktion wie die in Abb. 12 gezeigte Gaußkurve verwenden, womit Überschneidungen im mittleren Arbeitsbereich stärker bestraft werden und somit die Verschiebung der Frequenzbänder an Priorität gewinnt.

Erreicht wurden die Änderungen vornehmlich durch eine Anhebung der maximalen Dicke im unteren Schaufelbereich und nah der Schaufelspitze, sowie durch durchweg größere Vorderkanten-, Hinterkanten- und Fillet-Radien. Auch durchgeführte Sensitivitätsstudien haben gezeigt, dass die maximale Dicke den größten Einfluss auf die Eigenfrequenzen hat. Es hat sich aber auch gezeigt, dass die Gewichtung der Parametersätze, welche die höheren Moden dominieren, andere sind als für die niederen und wiederum andere Gewichtungen die Verschiebung der Frequenzbandmittelwerte verantworten als die Frequenzbandbreiten. Daher lässt sich schlussfolgern, dass erst im Zusammenspiel mehrerer Parameter die Frequenzbänder unabhängig voneinander manipulierbar werden.

2.3.5 Geometrietransformation von heiß auf kalt

Weil die aerodynamische Entwurfsoptimierung der Schaufeln auf der heißen, d.h. auf der Geometrie im Betriebszustand, basiert, die FE-Berechnungen dagegen von der kalten unbelasteten Schaufel ausgehen, muss der strukturdynamische Prozess in der Lage sein, die aerodynamisch heiße Geometrie zunächst auf einen kalten Einbauzustand zurückzuführen, der bei Belastung wieder auf die ursprüngliche heiße Geometrie verformt wird. Nur dadurch ist garantiert, dass die strukturdynamische Bewertung mit der aerodynamischen konsistent ist.

Üblicherweise wird die Kaltgeometrie dadurch aus der Heißgeometrie (H_0) gewonnen, dass nach Abb. 18a zunächst H_0 mit den entsprechenden Lasten und Temperaturen beaufschlagt wird. Dies führt auf die überheiße Geometrie H_1 mit den Verformungen Δ_1 . Zieht man diese von der Ausgangsgeometrie H_0 ab, entsteht eine erste Approximation C_2 der Kaltgeometrie. Gibt man auf diese die entsprechende

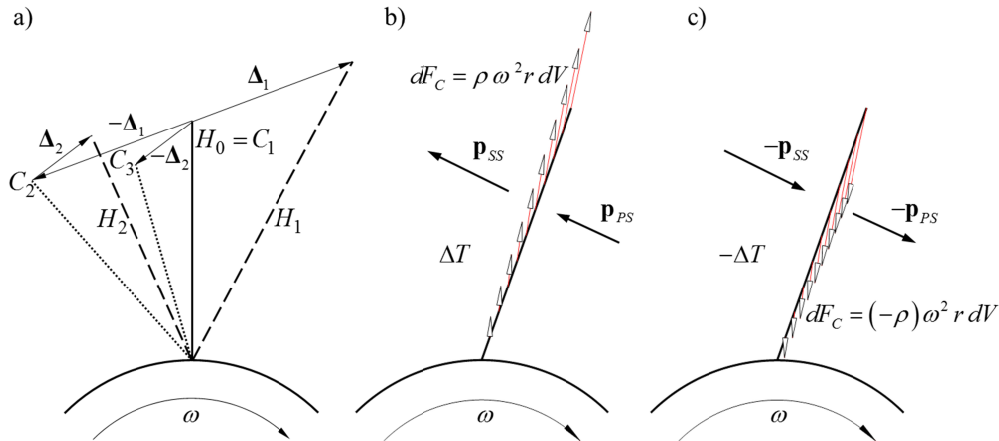


Abb. 18: Iterative Berechnung der Kaltgeometrie (a) sowie b) normal orientierte und c) umgekehrte Lasten

Belastung, entstehen im Allg. jedoch deutliche Abweichungen zwischen der daraus entstehenden Heißgeometrie H_2 von der Ausgangsgeometrie H_0 . Daher muss man diesen Prozess solange iterativ wiederholen, bis die belastete Kaltgeometrie nur wenig von H_0 abweicht.

Dieses iterative Vorgehen wäre in dem anvisierten Optimierungsprozess aufgrund des hohen Zeitaufwands nicht praktikabel. Daher werden entsprechend Abb. 18c lediglich die Nominallasten (Abb. 18b) umgekehrt, sprich die Temperatur abgesenkt und die Drucklasten invertiert. Das Invertieren der Fliehkraft F_C für ein infinitesimal kleines Volumenelement dV kann nach

$$dF_C = \rho \omega^2 r dV \quad (2.15)$$

nur über eine negative Dichte $(-\rho)$ erfolgen, da die Winkelgeschwindigkeit ω quadratisch eingeht und Radius r und Volumen dV grundsätzlich positive Größen sind. Dabei entsteht allerdings das Problem, dass sich schlanke Schaufelstrukturen bei Lastumkehr (Drucklasten) instabil verhalten und zu Biegedrillknicken neigen. Aus diesem Grund wird die Rechnung mit linearen Verformungsannahmen durchgeführt, bei der Biegedrillknicken nicht auftreten kann. Der Fehler, der durch die lineare Verformungsrechnung z.B. in den Eigenfrequenzen auftritt, ist nach Abb. 19 über den gesamten Verdichter vernachlässigbar klein ($<2\text{Hz}$), während eine Nichtberücksichtigung des Unterschieds zwischen kalter und heißer Geometrie Frequenzfehler bis zu 80Hz erzeugen würden.

2.3.6 Robustheitsoptimierung

Die bisher verwendete Formulierung zur probabilistischen Strukturauswertung musste modifiziert werden. Die üblicherweise gewählte Ausfallrate F_R wurde aufgegeben, weil sie entsprechend Abb. 20a irreführend ist. Die Stichproben im Bereich

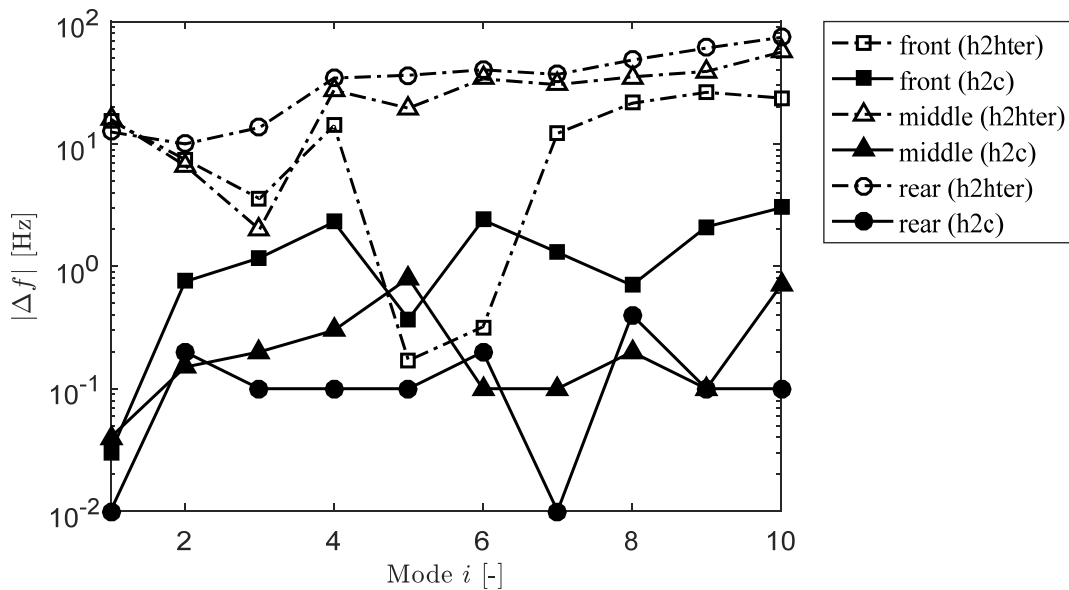


Abb. 19: Fehler der Eigenfrequenzen bei strukturdynamischer Auswertung ohne Heiß-Kalt-Transformation (h2hter) und mit linearer Heiß-Kalt-Transformation (h2c) für die ersten zehn Eigenfrequenzen des vordersten (front), hintersten (rear) und mittleren (middle) Rotors

$\mathbf{p}^{nom} \pm \Delta \mathbf{p}$ um den Nominalentwurf \mathbf{p}^{nom} verletzen die Nebenbedingungen (grau angegedeutete Bereiche) in ungefähr gleicher Anzahl und haben deshalb etwa dieselben Ausfallraten. Um jedoch überhaupt keinen Ausfall zu produzieren, müsste man die Toleranz Δp^* in p_2 Richtung unterschiedlich stark reduzieren. Um diesem Sachverhalt gerecht zu werden, ist es günstiger, die zulässige Produktionstoleranz $\pm \Delta s_{\perp}$ eines nominellen Entwurfs \mathbf{p}^{nom} zu bestimmen und als Entwurfskriterium zu verwenden. Der grundlegende Ansatz ist, zunächst eine Hülle $\Omega(\mathbf{p}^{nom})$ im senkrechten Abstand/Toleranz $\pm \Delta s_{\perp}$ um die nominelle Schaufeloberfläche $S(\mathbf{p}^{nom})$ zu definieren, welche die geforderten Fertigungstoleranzen widerspiegelt (siehe Abb. 20b). An-

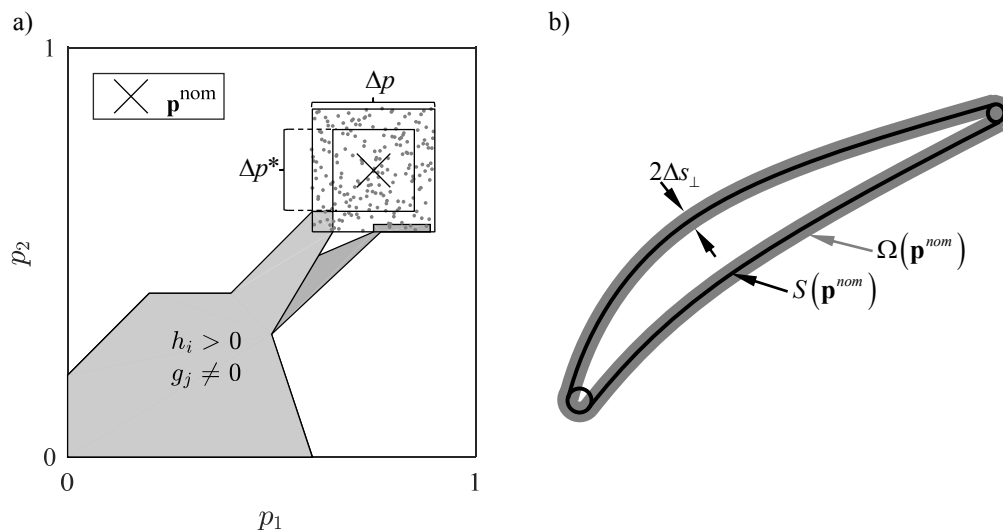


Abb. 20: Robustheitsauswertung: a) Vergleich von Ausfallwahrscheinlichkeit mit maximaler Parametertoleranz Δp^* und b) Toleranzband $\pm \Delta s_{\perp}$ (Hülle $\Omega(\mathbf{p}^{nom})$) um Schaufelprofil $S(\mathbf{p}^{nom})$

schließlich werden eine DoE im Entwurfsraum innerhalb eines Variationsbereiches $\mathbf{p} = \mathbf{p}^{nom} \pm \Delta\mathbf{p}$ um den Nominalentwurf \mathbf{p}^{nom} durchgeführt und die zugehörigen Schaufelprofile $S(\mathbf{p})$ erzeugt. Alle Entwürfe, die in der Hülle $\Omega(\mathbf{p}^{nom})$ liegen, sind bezüglich der vorgegebenen Fertigungstoleranz zulässig, müssen jedoch nicht notwendigerweise bezüglich der anderen Nebenbedingungen zulässig sein. Falls solche unzulässigen Entwürfe enthalten sind, ist offensichtlich das gewählte Toleranzband zu groß und muss reduziert werden. Ziel ist, das größtmögliche Toleranzband $\pm\Delta s_{\perp}$ zu finden welches nur mit zulässigen Entwürfen assoziiert ist.

Aufgrund von beschränkten Rechenkapazitäten und Lizenzeinschränkungen wurden die Profilvariationen $\Delta\mathbf{p}$ auf den Vorder- und Hinterkantenradius sowie die Verteilung der maximalen Dicke beschränkt. In diesem Fall kann man auf einen vollständigen Profilaufbau verzichten, da Δs_{\perp} mit diesen Größen direkt assoziiert ist. Bei der Entwurfsauswertung werden die in AP 1 entwickelten Strategien auf der Basis von Antwortflächen genutzt, wobei die Problemformulierung wie folgt lautet:

$$\min_{\mathbf{p}^{nom} \in P} \begin{bmatrix} P_{\Delta p_t}^{95} \\ P_{\omega_{OD}}^{95} \\ P_{MRF}^{95} \\ \Delta s_{\perp} \end{bmatrix} \quad \text{mit} \quad P = \left\{ \mathbf{p}^{nom} \in \mathbb{R}^{45} \left[\begin{bmatrix} \mathbf{h}^{AERO}(\mathbf{p}^{nom}) \\ \mathbf{h}^{FEM}(\mathbf{p}^{nom}) \end{bmatrix} \leq \mathbf{0}, \mathbf{p}^{nom,u} \leq \mathbf{p}^{nom} \leq \mathbf{p}^{nom,o} \right] \right\}. \quad (2.16)$$

Dabei beschreibt das Quantil P_X^{95} die Grenze einer zufälligen Größe X , unter welcher sich eine Realisierung mit einer Wahrscheinlichkeit von 95% befindet und somit $P(X \leq P_X^{95}) = 0,95$ gilt.

3 Veröffentlichungen im Rahmen des Forschungsvorhabens

Neben der Präsentation der Forschungsergebnisse im Rahmen der AG-Turbo Arbeitskreissitzungen wurden bzw. werden die Ergebnisse wie folgt publiziert. Hieraus können auch Details zu den im vorliegenden Bericht nur kurz dargestellten Ergebnissen entnommen werden.

3.1 Zeitschriftenbeitrag

- 1) I. Martin, D. Bestle: Automated Eigenmode Classification for Airfoils in the Presence of Fixation Uncertainties (in Vorbereitung).

3.2 Beiträge zu Tagungsbänden

- 2) I. Martin and D. Bestle: Automated Mode Identification of Airfoil Geometries to be Used in an Optimization Process, Proc. of ASME Turbo Expo 2016, Seoul, GT2016-56987, 2016.
- 3) L. Hartwig and D. Bestle: Enhancing Low-Fidelity Compressor Design by Utilizing a Surrogate Model Based on Higher-Fidelity Information, Proc. of 7th IC-SCCE, Athens, 2016.
- 4) M. Lockan and D. Bestle: Optimization of Coupled System Components Using Approximations of Interface Quantities, Proc. of ASME Turbo Expo 2017, Charlotte (NC), GT2017-64135, 2017.
- 5) L. Hartwig and D. Bestle: Compressor Blade Design for Stationary Gas Turbines Using Dimension Reduced Surrogate Modeling, Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation 2017, San Sebastian, Paper-No. 17366, 2017.

Literaturverzeichnis

- [1] Dutta, A.K. (2011). An Automated Multi-Objective Optimization Approach for Aerodynamic Compressor Blade Designs. Dissertation, Brandenburgische Technische Universität Cottbus. Aachen: Shaker-Verlag.
- [2] Flassig, P.M. (2011). Unterstützende Optimierungsstrategien zur robusten aerodynamischen Verdichterschaufelauslegung. Dissertation, Brandenburgische Technische Universität Cottbus. Aachen: Shaker-Verlag.
- [3] Piegl, L., Tiller, W. (1997). The Nurbs Book. Berlin: Springer-Verlag.
- [4] Bouhlel, M.A., Bartoli, N., Otsmane, A., and Morlier, J. (2016). Improving Kriging Surrogates of High-Dimensional Design Models by Partial Least Squares Dimension Reduction. Structural and Multidisciplinary Optimization 53(5), pp. 935–952.

-
- [5] Höskuldsson, A. (1988). PLS Regression Methods. *Journal of Chemometrics* 2(3), pp. 211–228.
 - [6] Abdi, H. (2010). Partial Least Squares Regression and Projection on Latent Structure Regression (PLS Regression). *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics* 2(1), pp. 97–106.
 - [7] Keskin, A., Bestle, D. (2005). A Method for Using Multi-objective Optimization within the Rolls-Royce Meanline Prediction Process. *Proc. of ADOS Automatic Design Optimisation Seminar*, Derby, England.
 - [8] Rühle, T., Bestle, D. (2010). Compressor Design and Optimisation Based on Throughflow Calculation. *Proc. of ADOS Automatic Design Optimisation Seminar*, Derby, England.
 - [9] Pöhlmann, F. (2015). Optimization and Coupling Strategies for Codes of Different Fidelity to Automate an Aerodynamic Compressor Design Process. Dissertation, Brandenburgische Technische Universität Cottbus. Aachen: Shaker-Verlag.
 - [10] Hecker, P., Delimar, D., Brandl, H., Lötzerich, M. (2011). Process Integration and Automated Numerical Design Optimization of an Eigenfrequency Analysis of a Compressor Blade. *Proc. of ASME Turbo Expo*, Vancouver, Canada, GT2011-45489.
 - [11] Martin, I., Bestle, D. (2016). Automated Mode Identification of Airfoil Geometries to be Used in an Optimization Process. *Proc. of ASME Turbo Expo 2016*, Seoul, South Korea, GT2016-56987.
 - [12] Kohonen, T. (1981). Automatic Formation of Topological Maps of Patterns in a Self-Organizing System. *Proc. of 2nd Scand. Conf. on Image Analysis*, Helsinki, Finland, pp. 214–220.
 - [13] Rousseeuw, P.J. (1987). Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20, pp. 53–65.
 - [14] Schölkopf, B., Smola, A., Müller, K.-R. (1997). Kernel Principal Component Analysis. *Proc. of Artificial Neural Networks-ICANN'97*, Lausanne, Switzerland. Berlin: Springer, pp. 583–588.
 - [15] Duda, R.O., Hart, P.E., Stork, D.G. (2000). *Pattern Classification*. New York: John Wiley & Sons.